



TESIS - TE - 142599

# IDENTIFIKASI BERBASIS CITRA PEMBULUH VENA PADA TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION

HERRY SETIAWAN  
2214206008

DOSEN PEMBIMBING  
DR. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2016



TESIS - TE - 142599

# PALM VEIN IMAGE IDENTIFICATION USING LEARNING VECTOR QUANTIZATION

HERRY SETIAWAN  
2214206008

SUPERVISOR  
DR. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT

MASTER PROGRAM  
TELEMATICS  
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING  
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY  
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY  
SURABAYA  
2016

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Teknik (M.T)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:  
Herry Setiawan  
NRP. 2214206008

Tanggal Ujian : 22 Juni 2016  
Periode Wisuda : September 2016

Disetujui oleh :

1. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST, MT. (Pembimbing I)  
NIP. 196806011995121009

2. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng. (Penguji)  
NIP. 195809161986011001

3. Dr. Supeno Mardj Susiki Nugroho, ST., MT. (Penguji)  
NIP. 197003131995121001

4. Eko Setijadi, ST., MT., Ph.D. (Penguji)  
NIP. 197210012003121002

5. Dr. Adhi Darma Wibawa, ST., MT. (Penguji)  
NIP. 197605052008121003

6. Dr. Ir. Wirawan, DEA. (Penguji)  
NIP. 196311091989031011



Direktur Program Pasca Sarjana

Prof. Dr. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.  
NIP. 196012021987011001

# IDENTIFIKASI BERBASIS CITRA PEMBULUH VENA PADA TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Nama : Herry Setiawan  
NRP : 2214206008  
Pembimbing : Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

## Abstrak

Setiap manusia memiliki keunikan tersendiri di antara manusia yang lain baik bentuk fisik mau pun karakteristik sifat. Biometrik merupakan ilmu yang dapat mengenali bagian dari suatu individu. Oleh karenanya, identifikasi biometrik merupakan salah satu cara yang dilakukan untuk mengenali identitas dari seseorang. *Palm vein* adalah salah satu biometrik yang akhir-akhir ini menarik minat banyak peneliti dan industri karena memiliki beberapa keunggulan dibandingkan ciri-ciri fisik lainnya seperti *fingerprint*, iris dan wajah. Palm vein memiliki fitur internal sehingga sulit dirusak, dimodifikasi dan disimulasi dengan telapak tangan palsu. Pada penelitian ini, akan dilakukan perancangan dan implementasi sebuah sistem pengenalan melalui pembuluh vena. Sistem yang dibangun mampu mengambil citra vena telapak tangan, mendeteksi keberadaan pembuluh vena kemudian mampu mengenalinya berdasarkan database. Hal ini dilakukan setelah proses ekstraksi ciri, pemrosesan dan pengolahan terhadap citra pembuluh vena telapak tangan tersebut. Metode yang digunakan adalah phase symmetry dan learning vector quantization. Fitur ekstraksi menggunakan phase symmetry. phase symmetry diterapkan dengan menghitung amplitudo dan phase dari sinyal frekuensi citra vena yang mewakili informasi detail rinci varian dari sebuah citra vein. Sedangkan learning vector quantization digunakan untuk pengelompokan eksklusif hasil dari ekstraksi. Penelitian ini menghasilkan klasifikasi dengan akurasi mencapai 94%.

**Kata kunci** - Biometrik, palm-vein, phase symmetry, learning vector quantization.

## PALM VEIN IMAGE IDENTIFICATION USING LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Name : Herry Setiawan  
NRP : 2214206008  
Supervisor : Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

### Abstract

Every human being is unique even other human like physical, behavior or characteristic. Biometric is a science that can recognize a part of an individual. Therefore, biometric identification is one of the ways in which to recognize the identity of a person. Palm vein biometric is one that lately attracted many researchers and industry because it has several advantages over other physical traits such as fingerprint, iris and face. Palm vein has internal features so difficult tampered with, modified and simulated with fake palms. In this research, will be design and implementation of a system of recognition through the veins. The system built is capable of taking the image of the palm veins, detecting the presence of a vein and then be able to recognize based database. This is done after the process of feature extraction, processing and processing on the image of the palm veins. The method used is the phase symmetry and learning vector quantization. Feature extraction using phase symmetry. phase symmetry is applied to calculate the amplitude and phase of the signal frequency vein image representing detailed information detailed variant of a vein image. While learning vector quantization used for the exclusive classification from the extraction result. This research resulted 94% accuracy of classification

**Keyword-** Biometric, palm-vein, phase symmetry, learning vector quantization.

## DAFTAR ISI

|   |      |
|---|------|
| HALAMAN JUDUL .....                                 | i    |
| LEMBAR PENGESAHAN .....                             | iii  |
| SURAT PERNYATAAN KEASLIAN .....                     | v    |
| ABSTRAK .....                                       | vii  |
| KATA PENGANTAR .....                                | ix   |
| DAFTAR ISI .....                                    | xiii |
| DAFTAR GAMBAR .....                                 | xvii |
| DAFTAR TABEL .....                                  | xix  |
| BAB 1 PENDAHULUAN .....                             | 1    |
| 1.1 Latar Belakang .....                            | 1    |
| 1.2 Rumusan Masalah .....                           | 2    |
| 1.3 Tujuan Penelitian .....                         | 2    |
| 1.4 Manfaat Penelitian .....                        | 3    |
| 1.5. Batasan Masalah .....                          | 3    |
| 1.6. Sistematika Penulisan .....                    | 3    |
| BAB 2 KAJIAN PUSTAKA .....                          | 5    |
| 2.1 Identifikasi Biometrik .....                    | 5    |
| 2.2 <i>Palm Vein</i> .....                          | 6    |
| 2.3 Model warna RGB ( <i>Red Green Blue</i> ) ..... | 9    |
| 2.4 Citra <i>Gray Scale</i> .....                   | 10   |
| 2.5 Citra Biner .....                               | 11   |
| 2.6 Segmentasi Citra .....                          | 12   |
| 2.7 Perbaikan Kualitas Citra .....                  | 12   |
| 2.8 Histogram .....                                 | 12   |
| 2.9 Local adaptive Threshold .....                  | 13   |
| 2.10 Global Theshold .....                          | 14   |
| 2.11 Media Filter .....                             | 15   |
| 2.12 Learning Vector Quantization (LVQ) .....       | 15   |

|   |    |
|---|----|
| 2.13 Transformasi Fourier Dua Dimensi Bentuk Distrik.....                         | 17 |
| 2.14 Fast Fourier Transform (FFT).....  | 19 |
| BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....  | 21 |
| 3.1 Metodologi .....  | 21 |
| 3.2 Pengambilan Citra Pembuluh Telapak Tangan.....                                | 22 |
| 3.3 Preprosesing Citra .....  | 25 |
| 3.4 Region Of Interest .....  | 25 |
| 3.5 Ekstraksi Fitur .....   | 26 |
| 3.6 Learning Vector Quantization.....   | 28 |
| 3.6.1 Pelatihan Learning Vector .....   | 28 |
| 3.6.2 Pengujian LVQ .....   | 30 |
| BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN.....   | 31 |
| 4.1 Hasil Pengambilan Gambar.....   | 31 |
| 4.2 Hasil Preprocessing Citra.....  | 35 |
| 4.3 Hasil ROI .....   | 36 |
| 4.3.1 Boundary.....   | 36 |
| 4.3.2 Deteksi <i>Peak</i> .....   | 37 |
| 4.3.3 ROI Tipe 1 .....  | 39 |
| 4.3.4 ROI Tipe 2 .....  | 40 |
| 4.4 Hasil Pengujian Ekstraksi Fitur Vena .....                                    | 41 |
| 4.5 Data Masukan LVQ .....  | 45 |
| 4.6 Penentuan Data Training Dan Data Testing.....                                 | 46 |
| 4.7 Penentuan Parameter LVQ.....  | 46 |
| 4.8 Hasil Proses Pelatihan LVQ.....   | 47 |
| 4.8.1 Hasil Proses Pelatihan LVQ dengan ROI tipe 1 .....                          | 47 |
| 4.8.2 Hasil Proses Pelatihan LVQ dengan ROI tipe 2 .....                          | 48 |
| 4.9 Hasil Proses Uji Coba LVQ .....   | 49 |
| 4.9.1 Hasil Proses Uji Coba LVQ dengan ROI tipe 1 .....                           | 49 |
| 4.9.2 Hasil Proses Uji Coba LVQ dengan ROI tipe 2 .....                           | 53 |
| 4.9.3 Perbandingan Hasil Uji coba LVQ antara ROI tipe 1 dengan ROI<br>tipe 2..... | 55 |

|  |    |
|--|----|
| 4.10 Proses Validasi Jaringan LVQ..... | 56 |
| BAB 5 KESIMPULAN .....                 | 59 |
| 5.1 Kesimpulan.....                    | 59 |
| 5.2 Saran .....                        | 59 |
| DAFTAR PUSTAKA.....                    | 61 |
| LAMPIRAN .....                         | 63 |



## DAFTAR GAMBAR

|   |    |
|---|----|
| Gambar 2.1 Pembuluh vena bagian belakang telapak tangan.....  | 7  |
| Gambar 2.2 Ilustrasi bagian-bagian dan telapak tangan manusia .....   | 8  |
| Gambar 2.3 Komposisi warna RGB .....  | 9  |
| Gambar 2.4 Citra <i>Grayscale</i> .....   | 10 |
| Gambar 2.5 Citra Biner .....  | 11 |
| Gambar 2.6 Histogram citra .....  | 13 |
| Gambar 2.7 Arsitektur LVQ .....   | 16 |
| Gambar 3.1 Metodologi Penelitian .....  | 21 |
| Gambar 3.2 Rangkaian IR LED .....   | 22 |
| Gambar 3.3 Rangkaian Kamera dengan IR LED .....   | 23 |
| Gambar 3.4 Ilustrasi Perangkat kamera dan kertas <i>diffuser</i> .....                                      | 24 |
| Gambar 3.5 Ilustrasi pengambilan citra <i>vein</i> .....  | 24 |
| Gambar 3.6 Proses Preprosesing Citra .....  | 25 |
| Gambar 3.7 Diagram Alur ROI .....   | 26 |
| Gambar 3.8 Blok Diagram Proses Ekstraksi Fitur .....  | 27 |
| Gambar 3.9 Representasi Perubahan Dimensi dari 4x5 menjadi 1x20 .....                                       | 29 |
| Gambar 4.1 Penempatan marker .....  | 31 |
| Gambar 4.2 Sebaran cahaya infra merah tanpa difusing paper .....  | 32 |
| Gambar 4.3 Sebaran cahaya infra merah dengan difusing paper .....   | 32 |
| Gambar 4.4 Hasil foto telapak tangan tanpa penggunaan diffusing paper .....                                 | 33 |
| Gambar 4.5 Hasil foto telapak tangan dengan penggunaan diffusing paper .....                                | 34 |
| Gambar 4.6 Hasil foto dari beberapa sample tangan .....   | 34 |
| Gambar 4.7 Perubahan citra (a) citra asli, (b) hasil BW .....   | 35 |
| Gambar 4.8 Hasil penerapan median <i>filter</i> (a) gambar black white (b) hasil median <i>filter</i> ..... | 36 |
| Gambar 4.9 Bondaries dari citra telapak tangan .....  | 37 |
| Gambar 4.10 Grafik nilai bondaris .....   | 37 |
| Gambar 4.11 Hasil deteksi Maksimum <i>peak separation</i> grafik nilai bondaris .....                       | 38 |

|   |    |
|---|----|
| Gambar 4.12 Hasil deteksi titik pada ruas jari .....  | 38 |
| Gambar 4.13 (a). Titik pemotongan ROI (b). Hasil ROI dari (a) di normalisasi menjadi 200x200 <i>pixel</i> .....   | 39 |
| Gambar 4.14 Hasil ROI dari gambar <i>sample</i> tangan riski.....   | 39 |
| Gambar 4.15 Penaikan nilai kontras pada gambar ROI kelas riski .....  | 40 |
| Gambar 4.16 Gambar titik acuan Pemotongan ROI.....  | 40 |
| Gambar 4.17 Gambar Hasil ROI Tipe 2.....  | 41 |
| Gambar 4.18 Total amplitudo dari gambar haki1.jpg .....   | 42 |
| Gambar 4.19 Total Energy E(x) dari gambar haki1.jpg .....   | 43 |
| Gambar 4.20 Hasil Perhitungan Phase Symmetry Dari Gambar haki1.jpg .....  | 43 |
| Gambar 4.21 Proses Ekstraksi (a). Gambar hasil ROI, (b) Kontras dari (a), (c). 2d FFT dari (a), (d).Hasil filter log Gabor dari (c), (e).Total Amplitudo dari (d), (f). Total energy dari (d), (e). Hasil phaseSym dari sample haki1.jpg..... | 44 |
| Gambar 4.22 Grafik hasil ekstraksi fitur dari kelas riski.....  | 45 |
| Gambar 4.23 Grafik Perbandingan Pelatihan dengan Kombinasi Learning Rate.....   | 47 |
| Gambar 4.24 Grafik perbandingan kombinasi LR pada ROI tipe 2.....   | 48 |
| Gambar 4.25 Grafik LR terhadap persentase kebenaran klasifikasi data testing .  | 50 |
| Gambar 4.26 Perbandingan akurasi antara penggunaan parameter decalfa dan tanpa decalfa.....   | 52 |
| Gambar 4.27 Grafik Perbandingan Tingkat Akurasi pada ROI tipe 2 .....   | 55 |
| Gambar 4.28 Perbandingan tingkat akurasi ROI tipe 1 dan ROI tipe 2 .....  | 55 |
| Gambar 4.29 Perbandingan tingkat akurasi ROI tipe 1 dan ROI tipe 2 dengan decalfa.....  | 56 |

## DAFTAR TABEL

|   |    |
|---|----|
| Tabel 2.1 Perbandingan Metode Biometrik .....   | 8  |
| Tabel 4.1 Pembagian Kelas Klasifikasi .....   | 46 |
| Tabel 4.2 Hasil uji coba terhadap data testing. ....  | 49 |
| Tabel 4.3 Tabel hasil pengujian LVQ pada ROI tipe 1 dengan penambahan parameter decalfa ..... | 51 |
| Tabel 4.4 Hasil pengujian pada ROI tipe 2 .....   | 53 |
| Tabel 4.5 Hasil pengujian LVQ pada ROI tipe 2 dengan penambahan parameter decalfa. ....       | 54 |
| Tabel 4.6 Perhitungan ROC. ...  | 57 |

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Perkembangan teknologi yang sangat pesat semakin memudahkan manusia dalam beraktifitas. Namun keamanan informasi menjadi hal yang sangat dikhawatirkan seiring berkembangnya teknologi. Kekhawatiran tersebut seperti pencurian data, informasi dan hak akses oleh pihak tertentu yang dapat merugikan. Kebutuhan privasi dan keamanan yang semakin meningkat dalam kehidupan sehari-hari menuntut perkembangan ilmu dan teknologi untuk terus berinovasi menemukan cara paling aman untuk melindungi data dan informasi individu.

Dalam keamanan individual, pada dasarnya setiap manusia memiliki keunikan tersendiri di antara manusia yang lain baik bentuk fisik mau pun karakteristik sifat. Diantara keunikan tersebut bisa dilihat dari cara berjalan, suara, wajah, iris mata, telapak tangan dan lain-lain. Keunikan tersebut bisa digunakan untuk proses identifikasi. Biometrik merupakan ilmu yang dapat mengenali bagian dari suatu individu yang bisa digunakan untuk pengamanan data, informasi dan hak akses (Michael et al, 2011).

Biometrik telah dikembangkan dan menjadi alat yang esensial pada departemen penegakan hukum untuk mengidentifikasi kriminal dan sekarang sangat populer dalam berbagai aplikasi dan dapat menjadi alternatif yang kuat untuk menggantikan penggunaan password atau token pada system identifikasi tradisional. Pada teknik-teknik biometrik, kelebihan yang dimiliki adalah merupakan alat otentifikasi yang sulit untuk dipalsukan sehingga meningkatkan aspek keamanan tinggi. *Palm vein* adalah salah satu biometrik yang akhir-akhir ini menarik minat banyak peneliti dan industri karena memiliki beberapa keunggulan dibandingkan ciri-ciri fisik lainnya seperti fingerprint, iris dan wajah (Plasencia, 2011). Fitur pembuluh vena yang banyak di tangan manusia, kuat, stabil dan sebagian besar polanya tersembunyi (Al-Juboori, Wu, & Zhao, 2013). Dr. Bernard

A. Birnbaum mengatakan bahwa *vein patterns* 100 kali lebih unik dari *fingerprints*. *Palm vein* memiliki fitur internal sehingga sulit dirusak, dimodifikasi dan disimulasi dengan telapak tangan palsu (Yudha, 2014). Dari aspek kehegihan *Palm vein* lebih unggul karena tanpa menyentuh permukaan sensor seperti pada *fingerprint*.

Identifikasi biometrik *Palm vein* berupa gambar memerlukan pengolahan terlebih dahulu sebelum dilakukan proses pengambilan keputusan atas identitas pemilik tersebut. Pengolahan tersebut memberikan peran yang cukup besar dalam hal memberikan akurasi yang baik. Pengolahan yang dilakukan diantaranya adalah teknik ekstraksi dan klasifikasi. Teknik ekstraksi dibutuhkan untuk memperoleh informasi yang dibutuhkan pada gambar sebagai parameter pengambilan keputusan. Teknik clustering untuk mengklasifikasi informasi.

Saat ini beberapa metode yang telah dikembangkan untuk proses identifikasi *Palm vein* namun pada penelitian ini digunakan adalah *phase Symmetry* sebagai ekstraksi. Setelah proses ekstraksi dilakukan proses klasifikasi menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Jaringan saraf tiruan LVQ memiliki kelebihan struktur sederhana, cepat belajar, klasifikasi handal (Wang, Zhang, & Yu, 2012).

## **1.2 Perumusan Masalah**

Sistem aplikasi biometrik berbasis *Palm vein* masih belum banyak dikembangkan, sementara sistem biometrik *Palm vein* memiliki pola tersembunyi sehingga sulit dimodifikasi dan disimulasikan.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem biometrik yang akurat dan handal dengan penerapan metode *phase Symmetry* dan LVQ berbasis citra *Palm vein* yang digunakan untuk proses pengenalan identitas seseorang.

#### **1.4. Manfaat Penelitian**

Identifikasi seseorang berbasis citra *Palm vein* pada penelitian ini diharapkan bisa diterapkan pada sistem keamanan dalam pemberian hak akses tertentu serta dapat diintegrasikan dengan berbagai produk seperti laptop, ATM, data center, instansi pemerintahan dan lain-lain untuk menggantikan kartu identitas atau *password*.

#### **1.5. Batasan Masalah**

Berdasarkan uraian yang telah di atas, batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Pengambilan citra vena dilakukan dengan kamera webcam 5MP.
2. Pengambilan dan pengolahan citra tidak dilakukan secara *real-time*.
3. Jumlah *sample* yang diuji adalah 470 *sample* citra vena telapak tangan yang dibagi kedalam 47 kelas.
4. Metode yang digunakan adalah *phase Symmetry* dan LVQ

#### **1.6. Sistematika Penulisan**

Penelitian ini disusun menjadi lima bab sebagai berikut :

##### **Bab I Pendahuluan**

Pada bab ini akan dibahas mengenai latar belakang, perumusan masalah, tujuan, manfaat penelitian, pembatasan masalah, dan sistematika penulisan dari penelitian ini.

##### **Bab II Tinjauan Pustaka**

Pada bab ini akan dibahas mengenai teori-teori penunjang yang akan digunakan untuk merancang sistem identifikasi berbasis pembuluh vena yaitu teori pembuluh vena, model warna red green blue, citra grayscale, citra biner, segmentasi citra, perbaikan kualitas citra, histogram, *phase Symmetry* dan LVQ.

##### **Bab III Metodologi Penelitian**

Bab ini berisi tahapan proses perancangan untuk proses identifikasi pola pembuluh vena telapak tangan.

#### Bab IV Hasil Penelitian dan Pembahasan

Bab ini berisi data pengamatan hasil pengujian, perhitungan tingkat keberhasilan metoda yang digunakan, dan analisa dari data hasil pengujian program.

#### Bab V Kesimpulan dan Saran

Pada bab ini berisi kesimpulan dari penelitian dan saran-saran yang perlu dilakukan untuk pengembangan di masa mendatang.

## **BAB 2**

### **KAJIAN PUSTAKA**

Pengembangan sistem indentifikasi manusia berdasarkan pembuluh vena telapak tangan dengan *phase Symmetry* sebagai ekstraksi dan LVQ memerlukan beberapa pemahaman teori dasar. Pemahaman teori ini sangat bermanfaat untuk memahami cara kerja dari sistem ini. Bab ini akan dibahas tentang teori tentang *palm vein*, biometrik, *phase Symmetry*, dan LVQ. Beberapa aspek yang tidak berkaitan langsung dengan tugas akhir ini tidak akan dibahas dalam bab ini sehingga pembaca dianjurkan untuk mengacu ke buku referensi yang dipakai untuk pemahaman lebih komprehensif.

#### **2.1. Identifikasi Biometrik**

Perkembangan Teknologi menuntut keamanan akses yng mumpuni dengan untuk menjamin kerahasiaan data. Tahap kerahasiaan ini akan terjamin dengan memanfaatkan identifikasi personal dalam pengaksesan dan pelayanannya. Salah stu identifikasi personal adalah identifikasi pembuluh vena. Identifikasi pembuluh vena telah diakui sebagai alat identifikasi personal yang canggih. Hal ini telah diteliti bahwa pembuluh vena masing-masing manusia sangat unik, berbeda satu dengan yang lainnya. Dalam bidang forensik telah digunakan mekanisme identifikasi, untuk keperluan investigasi kriminal, identifikasi anggota badan. Selain itu, pemanfaatan identifikasi personal ini dapat dirasakan pada bidang sipil, seperti ID kewarganegaraan, SIM (Surat Ijin Mengemudi). Ataupun pada bidang komersial seperti ATM, kartu kredit, telepon selular, kontrol akses, dsb. Pendek kata pemanfaatan identifikasi personal telah merambah pada berbagai layanan kebutuhan publik terkini.

Mekanisme identifikasi personal pada dasarnya dapat dibedakan atas dua tahapan, yaitu tahapan proses verifikasi dan tahapan proses pengenalan. Pada tahapan verifikasi merupakan cara mengetahui autentikasi (keaslian) personal. Pada tahap proses verifikasi ini dilakukan dengan memasukkan token, seperti kartu



paspor, SIM, kartu kredit, kunci pintu, dsb. Sedang pada tahapan proses pengenalan merupakan cara untuk mengidentifikasi. Pada tahap ini memberikan pengenalan knowledge/pemahaman identifikasi "siapakah saya", dengan menggunakan password (kata kunci), PIN, dsb.

Dalam tahap identifikasi biometrik dapat mengidentifikasi individu-individu berdasarkan perbedaan lingkup karakteristik behaviour/psikologi (biometric identifier). Hal ini dimungkinkan bahwa karakteristik psikologi/behaviour setiap manusia berbeda-beda. Selain itu identifier biometrik dianggap lebih reliable dibandingkan berdasarkan pemasukan token dan pengenalan knowledge.

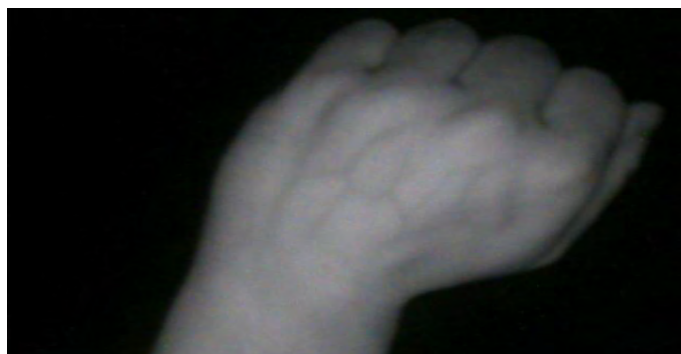
Mekanisme sistem biometrik dapat digambarkan dengan beberapa fase, pertama fase penggolongan (enrollment) dan fase pencocokan (Sarwoko, 2006). Pada fase penggolongan masukan akan di pindai (scan) oleh sensor biometrik, yang merupakan representasi karakteristik digital. Selanjutnya fase pencocokan, dalam fase ini inputan database akan dicocokkan dengan identifikasi data. Dapat dimungkinkan adanya reduksi, sehingga dihasilkan representasi digital. Hasil ini akan diproses dengan ekstraktor ciri untuk menghasilkan suatu representasi yang ekspresif dalam bentuk template. Bergantung aplikasinya template dapat disimpan dalam database di sistem biometrik atau dapat direkam pada kartu magnetik (atau smartcard). Sedang pada fase pengenalan, karakteristik individu dibaca oleh pembaca biometrik (reader). Selanjutnya dikonversi dengan format digital, untuk diproses sebagai ekstraktor ciri (template). Hasil template ini selanjutnya dicocokkan dengan identifikasi individu.

## **2.2. *Palm Vein***

Telapak tangan manusia lebih mudah untuk pengambilan gambar dan dapat menyediakan berbagai informasi (Zhou & Kumar, 2011). Telapak tangan memiliki pola pembuluh darah yang luas dan rumit sehingga mengandung kekayaan membedakan fitur untuk identifikasi pribadi. Selain itu pembuluh vena tidak akan berubah selama hidup seseorang ini adalah metode yang sangat aman dari otentikasi karena pola vena darah ini terletak di bawah kulit . Hal ini membuat hampir tidak mungkin bagi orang lain untuk membaca atau menyalin

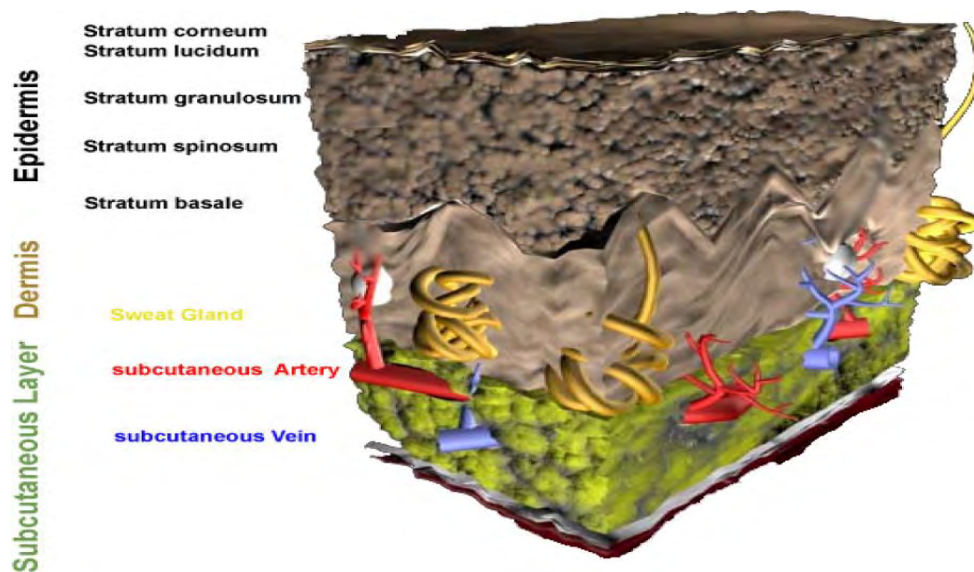
Perubahan bentuk dari vena tangan mengalami perubahan panjang mengikuti tubuh pada masa kanak-kanak. Secara umum, tidak terjadi pertumbuhan utama pada hidup orang dewasa maka pola vena yang cukup stabil dikelompokkan usia pada 20-50 (Kumar & Prathyusha, 2009). Setelah itu sistem vaskular mulai menyusut dengan penurunan kekuatan tulang dan otot. Perubahan-perubahan dalam sistem pembuluh darah membuat pola vena longgar dan mengubah ukurannya dibandingkan dengan sebelumnya. Sebagai sistem vaskular adalah sistem yang besar dan penting dari tubuh, sebagian besar terpengaruh karena perubahan dalam tubuh baik oleh alam atau penyakit. Diabetes, hipertensi, aterosklerosis, gangguan metabolik dan tumor beberapa penyakit yang mempengaruhi sistem pembuluh darah dan membuatnya tebal atau tipis (Kumar & Prathyusha, 2009).

Pola gambar pembuluh vena individu ditangkap oleh kamera dengan sinar inframerah. Metode refleksi menerangi *palm* menggunakan sinar infra merah dan menangkap cahaya yang dipancarkan oleh daerah setelah difusi melalui telapak tangan. *Hemoglobin deoxidized* di dalam pembuluh vena menyerap sinar inframerah, sehingga mengurangi tingkat refleksi dan menyebabkan pembuluh darah untuk muncul sebagai pola hitam. Pola vena ini kemudian diverifikasi terhadap pola preregistered untuk mengotentikasi individu. Gambar 2.1 menunjukkan contoh hasil *capture* pembuluh vena dengan menggunakan kamera inframerah.



Gambar 2.1 Pembuluh vena pada bagian belakang telapak tangan.

Sebagai vena internal dalam tubuh dan memiliki banyak fitur yang membedakan, upaya untuk membentuk identitas yang sangat sulit, sehingga memungkinkan tingkat keamanan yang tinggi. Selain itu, sensor dari perangkat *Palm vein* hanya dapat mengenali pola jika *hemoglobin deoxidized* secara aktif mengalir dalam pembuluh darah individu. Gambar 2.2 menunjukkan anatomi dari telapak tangan manusia.



Gambar 2.2 Ilustrasi bagian-bagian dan telapak tangan manusia (Zhou & Kumar, 2011)

Dari beberapa metode yang telah dijelaskan pada studi *literature*, perbandingan beberapa jenis biometrik yang didapat dari beberapa sumber ditunjukkan pada Tabel 2.1.

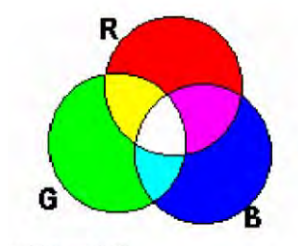
Tabel 2.1 Perbandingan Metode Biometrics (Strickland, 2012)

|             | Iris | voice | Face | Fingerprint | vein |
|-------------|------|-------|------|-------------|------|
| Easy to use |      | •     | •    | •           | •    |
| Cheap       |      | •     | •    | •           | •    |
| Accurate    | •    |       |      | •           | •    |
| Secure      | •    |       |      |             | •    |

Dari Tabel 2.1 dapat dipaparkan bahwa dari kelima metode diatas yang paling unggul untuk saat ini yakni metode *vein* atau pembuluh darah vena. *Iris recognition* memiliki tingkat akurasi yang baik dan tingkat sekuritas yang aman, namun masih susah untuk digunakan dan harganya mahal. Berkebalikan dengan metode *iris Recognition*, metode *voice recognition* dan *face recognition* yang cenderung mudah digunakan dan biayanya murah namun tingkat akurasi dan keamanannya kurang. *Finger print* atau sidik jari memiliki keunggulan daripada metode sebelumnya, sidik jari mudah digunakan, biaya *relative* murah dan tingkat akurasi tinggi, namun sekuritasnya masih dapat dipalsukan. Metode *finger print blood vessels* atau penggunaan pembuluh darah vena (*vein*), merupakan salah satu metode yang mencakup keempat segi ukuran yang dibandingkan yakni mudah digunakan, biaya murah, akurat dan tingkat sekuritas yang tinggi. Dari perbandingan ini maka metode ini sangat layak dan cocok untuk dikembangkan lebih lanjut dan diterapkan di Indonesia.

### 2.3. Model warna RGB (*Red Green Blue*)

Model warna RGB merupakan sistem warna *additive* yang memiliki 3 warna pokok, yaitu merah, hijau, dan biru. Tiga warna pokok pada RGB berbeda dengan tiga warna pokok pada dunia seni yaitu merah, hijau, dan kuning. Setiap warna pokok memiliki nilai intensitas tertentu, jika dicampur dua atau lebih warna pokok akan menghasilkan suatu warna sekunder dengan intensitas tertentu. Jika ketiga warna pokok memiliki nilai intensitas maksimal maka Gambar yang dihasilkan akan berwarna putih terang, sebaliknya akan berwarna hitam. Pada Gambar 2.3 ditunjukkan warna RGB yang dipetakan pada komposisi warna.



Gambar 2.3 Komposisi warna RGB

## 2.4. Citra *Gray Scale*

Proses awal yang banyak dilakukan dalam *image processing* adalah mengubah citra berwarna menjadi citra gray-scale (Putra, 2010). Hal ini digunakan untuk menyederhanakan model citra. Citra berwarna terdiri dari 3 layer matrik, yaitu R-layer, G-layer, B-layer sehingga untuk melakukan proses-proses selanjutnya tetap diperhatikan tiga layer di atas. Bila setiap proses perhitungan dilakukan dengan menggunakan tiga layer, berarti dilakukan tiga perhitungan yang sama. Dengan demikian, konsep itu diubah dengan mengubah 3 layer menjadi 1 layer matrik *gray-scale* dan hasilnya adalah citra *gray-scale*. Dalam citra ini tidak ada lagi warna, yang ada adalah derajat keabuan.

Untuk mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matrik masing-masing  $r$ ,  $g$ , dan  $b$  menjadi citra *grayscale* dengan nilai  $s$ , maka konversi dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai  $r$ ,  $g$ , dan  $b$  sehingga dapat dituliskan Persamaan (2.1).

$$s = (r + g + b)/3 \quad (2.1)$$



Gambar 2.4 Citra *grayscale*

Gambar 2.4 memperlihatkan hasil dari proses *grayscale* dengan menghitung nilai rata-rata  $s$  dari layer  $r$ ,  $g$ , dan  $b$ .

## 2.5. Citra Biner

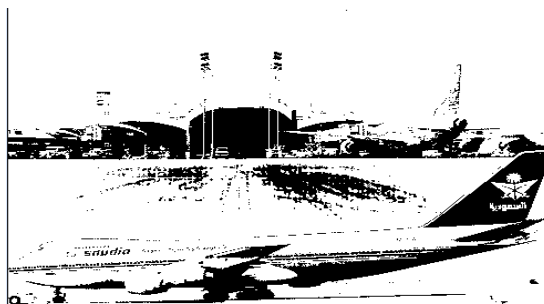
Citra biner adalah citra digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai *pixel* yaitu hitam dan putih (Putra, 2010). Citra biner juga disebut sebagai citra B&W (*black and white*) atau citra monokrom. Hanya dibutuhkan 1 bit untuk mewakili nilai setiap nilai *pixel* citra biner.

Citra biner merupakan citra yang banyak dimanfaatkan untuk keperluan *pattern recognition* yang sederhana seperti pengenalan angka atau pengenalan huruf. Untuk mengubah suatu citra *grayscale* menjadi citra biner, sebetulnya prosesnya sama dengan *threshold* yaitu mengubah kuantitas citra. Secara umum proses untuk menghasilkan citra biner menggunakan Persamaan (2.2).

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases} \quad (2.2)$$

Dengan  $g(x,y)$  adalah citra biner dari *grayscale*  $f(x,y)$ , dan  $T$  menyatakan nilai ambang. Nilai  $T$  memegang peranan yang sangat penting dalam proses pengembangan. Kualitas hasil citra biner sangat bergantung pada nilai  $T$  yang digunakan.

Citra biner sering kali muncul sebagai hasil dari proses pengolahan seperti segmentasi, pengembangan, morfologi, ataupun dithering (Putra, 2010). Gambar 2.5 menunjukkan contoh citra biner.



Gambar 2.5 Memperlihatkan contoh hasil binerisasi citra dengan nilai ambang  $T$  sama dengan 128.

## 2.6. Segmentasi Citra

Salah satu proses yang penting dalam pengenalan objek yang tersaji secara visual (berbentuk Gambar) adalah segmentasi. Segmentasi objek di dalam citra bertujuan memisahkan wilayah (*region*) objek dengan wilayah latar belakang. Selanjutnya, wilayah objek yang telah tersegmentasi digunakan untuk proses berikutnya (deteksi tepi, pengenalan pola, dan interpretasi objek)(Putra, 2010). Metode segmentasi yang umum adalah pengambangan citra (*image thresholding*). Operasi pengambangan mensegmentasikan citra menjadi dua wilayah, yaitu wilayah objek dan wilayah latar belakang. Wilayah objek diset berwarna putih sedangkan sisanya diset berwarna hitam (atau sebaliknya). Hasil dari operasi pengambangan adalah citra biner yang hanya mempunyai dua derajat keabuan: hitam dan putih. Sebelum proses segmentasi, citra mengalami beberapa pemrosesan awal (*preprocessing*) untuk memperoleh hasil segmentasi objek yang baik. Pemrosesan awal adalah operasi pengolahan citra untuk meningkatkan kualitas citra (*image enhancement*).

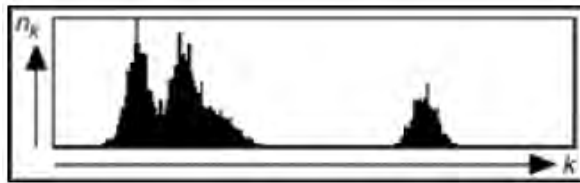
## 2.7. Perbaikan Kualitas Citra

Perbaikan kualitas citra (*image enhancement*) merupakan salah satu proses awal dalam pengolahan citra (*image preprocessing*)(Putra, 2010). Perbaikan kualitas diperlukan karena seringkali citra yang diuji mempunyai kualitas yang buruk, misalnya citra mengalami derau (*noise*) pada saat pengiriman melalui saluran transmisi, citra terlalu terang/gelap, citra kurang tajam, kabur, dan sebagainya. Melalui operasi pemrosesan awal inilah kualitas citra diperbaiki sehingga citra dapat digunakan untuk aplikasi lebih lanjut, misalnya untuk aplikasi pengenalan (*recognition*) objek di dalam citra.

## 2.8. Histogram

Informasi penting mengenai isi citra digital dapat diketahui dengan membuat histogram citra. Histogram citra adalah grafik yang menggambarkan penyebaran kuantitatif nilai derajat keabuan (*grey level*) *pixel* di dalam (atau bagian tertentu) citra (Putra, 2010). Misalkan citra digital memiliki L derajat keabuan,

yaitu dari nilai 0 sampai  $L - 1$  (misalnya pada citra dengan kuantisasi derajat keabuan 8-bit, nilai derajat keabuan dari 0 sampai 255). Gambar 2.6 memperlihatkan contoh sebuah histogram citra, yang dalam hal ini  $k$  menyatakan derajat keabuan dan  $n_k$  menyatakan jumlah *pixel* yang memiliki nilai keabuan  $k$ .



Gambar 2.6. Histogram citra

Histogram citra menunjukkan banyak hal tentang kecerahan (*brightness*) dan kontras (*contrast*) dari sebuah Gambar. Puncak histogram menunjukkan intensitas *pixel* yang menonjol. Lebar dari puncak menunjukkan rentang kontras dari Gambar. Citra yang mempunyai kontras terlalu terang (*overexposed*) atau terlalu gelap (*underexposed*) memiliki histogram yang sempit. Histogramnya terlihat hanya menggunakan setengah dari daerah derajat keabuan. Citra yang baik memiliki histogram yang mengisi daerah derajat keabuan secara penuh dengan distribusi yang merata pada setiap derajat keabuan *pixel*.

Histogram adalah alat bantu yang berharga dalam pekerjaan pengolahan citra baik secara kualitatif maupun kuantitatif. Histogram berguna antara lain untuk perbaikan kontras dengan teknik histogram equalization dan memilih nilai ambang untuk melakukan segmentasi objek.

## 2.9. Local adaptive Threshold

Local adaptive threshold atau pengambangan adaptif dihitung berdasarkan statistika piksel-piksel tetangga. Nilai ambang dihitung dalam bagian-bagian kecil citra atau sub-image bukan berdasarkan seluruh piksel dalam citra. Hal ini berdasarkan kenyataan bahwa sub-image dalam citra memiliki iluminasi yang sama.

Ada beberapa pendekatan yang biasa digunakan untuk mendapatkan pengambangan ini. Pendekatan pertama menggunakan statistika rata-rata terhadap



intensitas *local*. Terkadang nilai suatu konstanta ikut dilibatkan seperti yang tunjukkan oleh Persamaan 2.3.

$$T = \frac{\sum_{(x,y) \in W} f(i,j)}{N_w} - C \quad (2.3)$$

Dimana  $w$  menyatakan jumlah jendela pada sub-image.  $N_w$  menyatakan jumlah piksel dalam citra dan  $C$  menyatakan konstanta.

Pendekatan yang kedua adalah local adaptif threshold dengan metode Ni-Black Method. Algoritma local thresholding ini akan menyesuaikan ambang batas sesuai dengan rata-rata lokal dan lokal deviasi standar atas ukuran region tertentu sekitar setiap lokasi *pixel*. Local threshold pada  $(i,j)$  dihitung menggunakan Persamaan 2.4.

$$T_{(i,j)} = m_{(i,j)} + k \cdot (i,j) \quad (2.4)$$

Dimana  $m(i,j)$  dan  $(i,j)$  adalah masing-masing sampel lokal mean dan varians, Ukuran dari lokal *region* (*window*) tergantung pada aplikasi. Nilai dari  $k$  digunakan untuk mengontrol dan menyesuaikan dampak dari standar deviasi karena fitur objek. Algoritma Ni - Black menentukan nilai ' $k$ ' adalah -0.2 (Naveed Bin Rais, 2004).

## 2.10. Global Thresholding

Salah satu cara memilih *threshold* adalah dengan pemeriksaan visual histogram citra (Prasetyo, 2011). Pada setiap histogram memiliki mode yang berbeda. Sebagai hasilnya, mudah untuk memilih *threshold*  $T$  yang membaginya.

Untuk pemilihan threshold secara otomatis, prosedur interaktifnya dijelaskan sebagai berikut (Prasetyo, 2011):

1. Memilih perkiraan awal  $T$ . Disarankan perkiraan awal adalah titik tengah antara nilai intensitas minimum dan maksimum dalam citra.

2. Mensegmentasi citra menggunakan  $T$ . Ini akan menghasilkan dua kelompok piksel:  $G_1$ , yang berisi semua piksel dengan nilai intensitas  $\geq T$ ,  $G_2$ , yang berisi semua piksel dengan intensitas  $< T$ .
3. Menghitung rata-rata nilai intensitas  $\mu_1$  dan  $\mu_2$  untuk piksel-piksel dalam region  $G_1$  dan  $G_2$ .
4. Menghitung nilai threshold yang baru:

$$T = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2) \quad (2.5)$$

5. Mengulang langkah 2 sampai 4 sampai perbedaan  $T$  dalam iterasi yang berturut lebih kecil daripada parameter  $T_0$  sebelumnya.

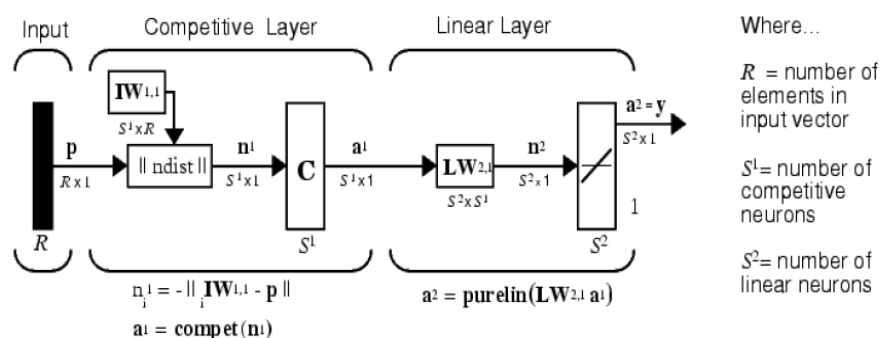
### 2.11. Median *filter*

Median *filter* termasuk salah satu *filter* non-statistic yaitu *filter* spasial non-linier yang hasilnya didasarkan pada urutan rangking piksel yang mengisi area citra yang diapit *filter* dan kemudian mengganti nilai dari pusat piksel dengan nilai yang ditentukan oleh hasil perangkikan. *Filter* median mengganti nilai piksel dengan median dari nilai intensitas dalam tetangga dari piksel tersebut. *Filter* median sangat terkenal untuk jenis tertentu dari random noise, *filter* median memberikan kemampuan pengurangan noise yang sangat bagus dengan memperhatikan blurring yang sedikit, dibandingkan dengan *filter* smoothing linier pada ukuran yang sama. Pada bagian tertentu, *filter* median juga baik untuk menghilangkan salt and paper noise karena sifat median yang menjauhi hitam dan putih.

Median dari sekumpulan nilai adalah nilai yang berada di tengah dari sekumpulan nilai yang diurutkan (Prasetyo, 2011). Pengurutan nilai piksel tetangga adalah langkah pertama untuk melakukan median *filter* dan menentukan median serta memasukkan nilai hasilnya pada piksel yang berkorespondensi.

## 2.12. Learning Vector Quantization (LVQ)

LVQ merupakan salah satu jenis *artificial neural network* yang berbasis competitive learning atau *winner take all* (Prasetyo, 2014). Nilai keluaran neuron dalam layer keluaran hanya neuron pemenang (neuron yang memiliki nilai terkecil) saja yang diperhatikan. Neuron yang menang tersebut akan mengalami pembaruan bobot. Pembaruan bobot yang dilakukan pada neuron pemenang (karena mendapat nilai keluaran paling kecil dibanding yang lain) ini bisa menambah atau mengurangi. Arsitektur LVQ ditunjukkan pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 Arsitektur LVQ (Hussain, 2011)

Pada Gambar 2.7 terlihat arsitektur LVQ terdiri dari lapisan input, lapisan kompetitif (*hidden layer*) dan linear layer. Pada lapisan kompetitif akan belajar otomatis untuk mengklasifikasi setiap inputan ke kelas tertentu berdasar jarak paling dekat dengan pembobot awal. Sedangkan pada lapisan linear layer berfungsi untuk mengaktifasi hasil pada lapisan kompetitif.

LVQ menggunakan konsep kuantisasi perbedaan antara vektor masukan dengan bobot yang dimiliki oleh setiap neuron (Prasetyo, 2014). LVQ tidak seperti Perceptron. Pada perceptron, setiap kelas diwakili hanya oleh satu neuron, sedangkan pada LVQ, satu kelas dapat diwakili oleh neuron lebih dari satu. Itulah sebabnya LVQ tidak membutuhkan layer tersembunyi atau *hidden layer* seperti pada MLP. Operasi yang dilakukan antara vector dengan bobot tidak menggunakan *inner-product*, melainkan menggunakan kuantisasi perbedaan Euclidean kuadrat.

Kuantisasi untuk vektor  $x$  dengan neuron ke  $j$  dinyatakan oleh Persamaan (2.6) berikut:

$$d_j = \sum_{i=1}^r (x_i - w_j)^2 \quad (2.6)$$

$r$  adalah jumlah fitur yang digunakan.

Pembaruan bobot pada neuron pemenang menggunakan formula berikut:

$$w_{ij}(\text{baru}) = \begin{cases} w_{ij}(\text{lama}) + Lr (x_i - w_{ij}(\text{lama})), & \text{jika } \omega_{wj} = \omega_x \\ w_{ij}(\text{lama}) - Lr (x_i - w_{ij}(\text{lama})), & \text{jika } \omega_{wj} \neq \omega_x \\ \text{tidak ada update} & , \text{neuron lainnya} \end{cases} \quad (2.7)$$

$\omega_{ij}$  menyatakan label kelas yang diwakili oleh neuron ke- $j$  (neuron-pemenang), sedangkan  $\omega_x$  menyatakan label kelas yang sebenarnya diwakili oleh vektor  $x$ . Untuk neuron selain neuron pemenang tidak mengalami pembaruan apa-apa.

### 2.13. Transformasi Fourier Dua Dimensi Bentuk Distrik

Transformasi Fourier satu dimensi dapat dikembangkan menjadi bentuk transformasi dua dimensi. Transformasi fourier dua dimensi dari sebuah fungsi  $f(x,y)$  dengan ukuran  $M \times N$  dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-i2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad (2.8)$$

Dimana  $0 \leq u \leq M - 1$  dan  $0 \leq v \leq N - 1$

Berdasarkan teorema Euler, maka Persamaan (2.8) dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \left( \cos 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) - i \sin \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) \right) \quad (2.9)$$

Atau

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \left( \cos 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) - i \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sin \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) \quad (2.10)$$

Bagian real dan imajiner dari Persamaan (2.10) dapat ditulis dalam bentuk persamaan

$$\text{Re}(F(u, v)) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) \quad (2.11)$$

$$\text{Im}(F(u, v)) = -\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \sin \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) \quad (2.12)$$

Invers dari Persamaan (2.8) dapat ditulis dalam bentuk persamaan

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{i2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)} \quad (2.13)$$

Berdasarkan teorema Euler, maka Persamaan (2.13) dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan

$$f(x, y) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u, v) \left( \cos \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) + i \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sin \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) \right) \quad (2.14)$$

$$f(x, y) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u, v) \left( \cos \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) + i \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u, v) \sin \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) \right) \quad (2.15)$$

Bagian real dan imajiner dari Persamaan (2.15) dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan

$$\text{Re}(f(x, y)) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u, v) \cos \left( 2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right) \quad (2.16)$$

$$\text{Im}(f(x, y)) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u, v) \sin(2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)) \quad (2.17)$$

#### 2.14. Fast Fourier Transform (FFT)

Transformasi Fourier Diskrit (DFT) yang telah didefinisikan pada Persamaan 2.9 dalam ruang  $0..M-1$  dan  $0..N-1$  mempunyai kompleksitas  $O(N^2)$ . Komputasi tersebut sangat berat dilakukan. Sehingga FFT yang mempunyai kompleksitas  $O(N \log N)$ . maka persamaan 2.9 dapat dituliskan dalam bentuk

$$F(u) = \frac{1}{2M} \sum_{x=0}^{2M-1} f(x) k_M^{ux} \quad \text{untuk } u = 1, 2, 3 \dots M-1 \quad (2.18)$$

Dengan  $f(x) = e^{\frac{i2\pi x}{N}}$  (2.19)

Diasumsikan bahwa  $M$  dapat dinyatakan sebagai  $N=2^m=2N$ , dan  $n$  adalah integer positif, maka Persamaan (2.9) dapat diekspersikan menggunakan

$$\begin{aligned} F(u) &= \frac{1}{2N} \sum_{x=0}^{(2N-1)} f(x) k_{2N}^{ux} = \frac{1}{2} \left( \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(2x) k_{2N}^{u(2x)} + \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(2x+1) k_{2N}^{u(2x+1)} \right) \\ &= \frac{1}{2} \left( \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(2x) k_{2N}^{u(2x)} + \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(2x+1) k_{2N}^{2ux} k_{2N}^u \right) \end{aligned} \quad (2.20)$$

Karena  $k_{2N}^{2ux} = k_{2N}^u$ , maka Persamaan 2.13 dapat ditulis dalam bentuk

$$\begin{aligned} F(u) &= \frac{1}{2} \left( \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(2x) k_{2N}^{ux} + \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(2x+1) k_{2N}^{ux} k_{2N}^u \right) = \frac{1}{2} \left( \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(2x) k_{2N}^{ux} \right. \\ &\quad \left. + \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(2x+1) k_{2N}^{ux} k_{2N}^u \right) \end{aligned} \quad (2.21)$$

Persamaan (2.21) dapat dipecah menjadi dua, pertama adalah  $F_{\text{even}}$  dan kedua adalah  $F_{\text{odd}}$  yang dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan

$$F(u) = \frac{1}{2}(F_{\text{even}}(u) + k_{2N}^u F_{\text{odd}}(u)) \quad (2.22)$$

$F_{\text{even}}(u)$  adalah DFT dari rangkaian yang disusun dari sampel genap  $f(2x)$  contoh  $f(0), f(2), f(4), \dots, f(2N-2)$  dari sinyal asli  $f(x)$ , sedangkan  $F_{\text{odd}}(u)$  adalah DFT rangkaian yang disusun dari sampel ganjil  $f(2x+1)$  (contoh  $f(1), f(3), f(5), \dots, f(2N-1)$ ) dari sinyal asli  $f(x)$ . ukuran keduanya baik yang fungsi genap maupun ganjil adalah  $M/2$ , oleh karena itu komputasi keduanya, baik fungsi genap  $f(x)$  maupun ganjil  $f(2x+1)$  pada dasarnya adalah  $M/2$ .

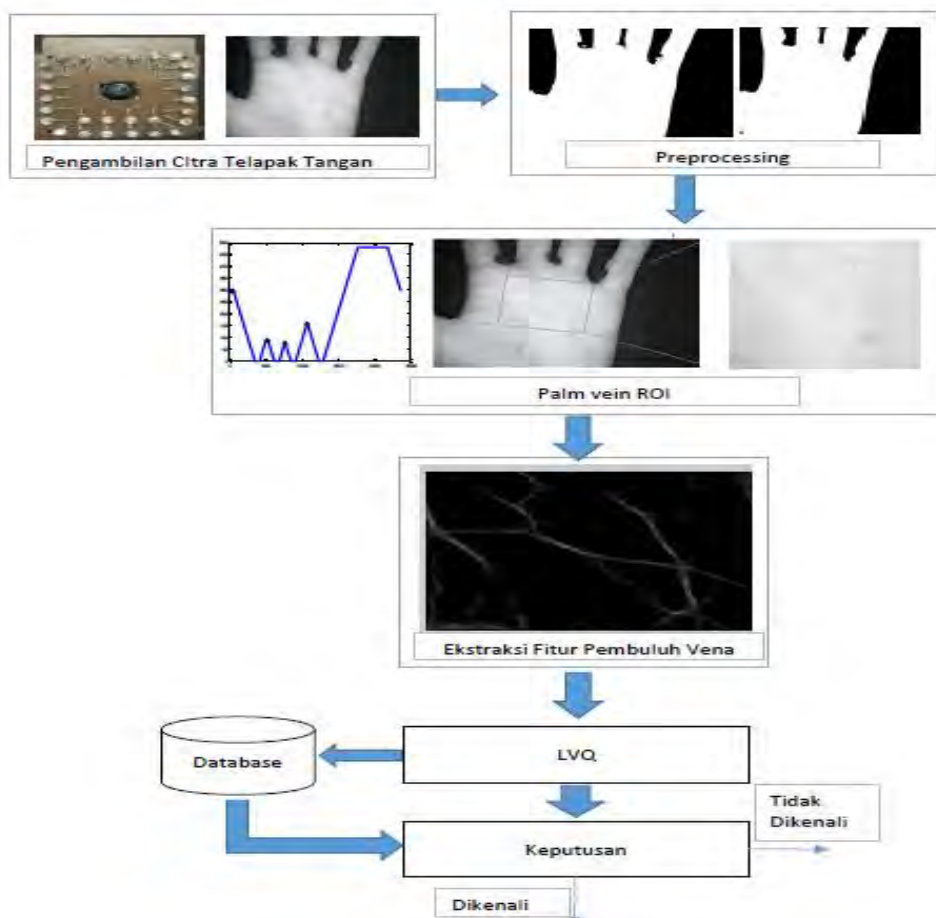
## BAB III

### METODE PENELITIAN

Bab ini akan menjelaskan tentang metodologi yang akan dipakai dalam penelitian. Bagian-bagian yang akan dijelaskan pada bab ini adalah pengambilan citra, preprosesing, ekstraksi fitur vena dan proses pelatihan LVQ serta pengujian.

#### 3.1. Metodologi

Dalam bab ini akan dijelaskan langkah-langkah penelitian secara garis besar. Ada beberapa langkah yang dilakukan dalam penelitian ini. Pertama adalah pengambilan citra telapak tangan, *region of interest* (ROI), ekstraksi fitur pembuluh vena telapak tangan, pelatihan dan pengujian LVQ.



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

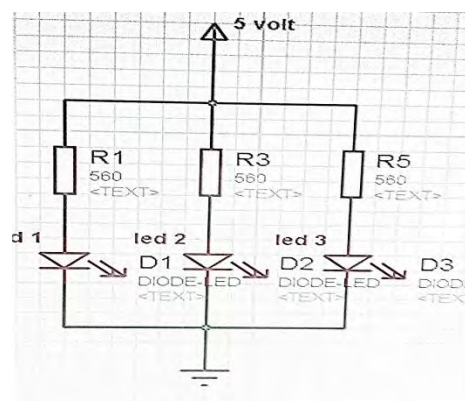


Langkah kedua adalah melakukan proses *preprocessing* yaitu peningkatan kualitas citra bertujuan untuk memudahkan proses ROI. Langkah selanjutnya melakukan proses ekstraksi fitur pada setiap *sample* gambar hasil ROI dan hasil ekstraksi fitur akan dilatih dan diuji dengan metode LVQ untuk proses pengenalan objek berdasarkan pembuluh vena telapak tangan. Pada tahapan proses LVQ penyimpanan data base dilakukan untuk nilai bobot akhir hasil pelatihan dan nomor kelas yang mewakili dari setiap pemilik sample. Setiap pemilik sample akan di kenalkan dalam kelas tertentu. Pengambilan keputusan dikenali atau tidak dikenali dilakukan dengan membandingkan gambar inputan baru dengan bobot akhir pada database. Secara garis besar metode penelitian ditunjukkan pada Gambar 3.1.

### 3.2. Pengambilan Citra Pembuluh Telapak Tangan

Pada penelitian ini diusulkan teknologi yang murah untuk melakukan pengambilan citra pembuluh vena yaitu menggunakan kamera webcam dengan kualitas 5 MP. Pada dasarnya setiap kamera memiliki *filter* inframerah (IR) sehingga pada percobaan pengambilan citra vena dengan menggunakan webcam perlu dilakukan pelepasan *filter* IR yang terdapat pada lensa webcam.

Pemasangan IR LED dilakukan pada papan sirkuit dengan diagram seperti ditunjukkan pada Gambar 3.2.

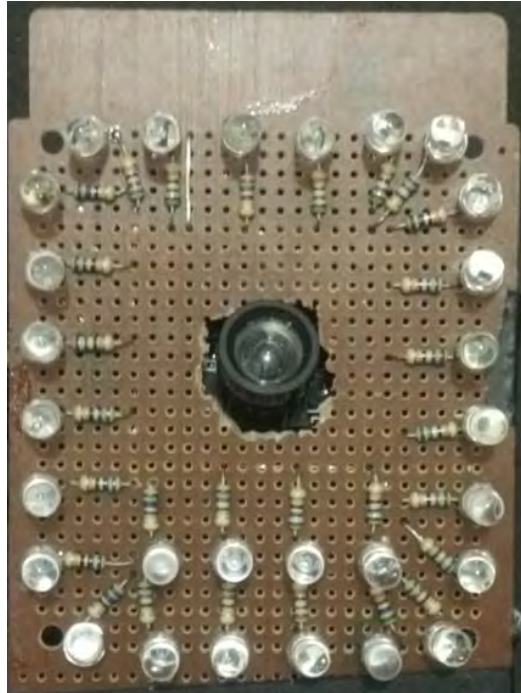


Gambar 3.2 Rangkaian IR LED

Pada Gambar 3.2 Led IR yang digunakan pada penelitian ini berukuran 5mm yang membutuhkan daya 3 V. Penurunan voltase dari 5 V menjadi 3 V dilakukan

dengan memberikan resistor R 560 Ohm sehingga lampu LED IR dapat menyala dengan optimal.

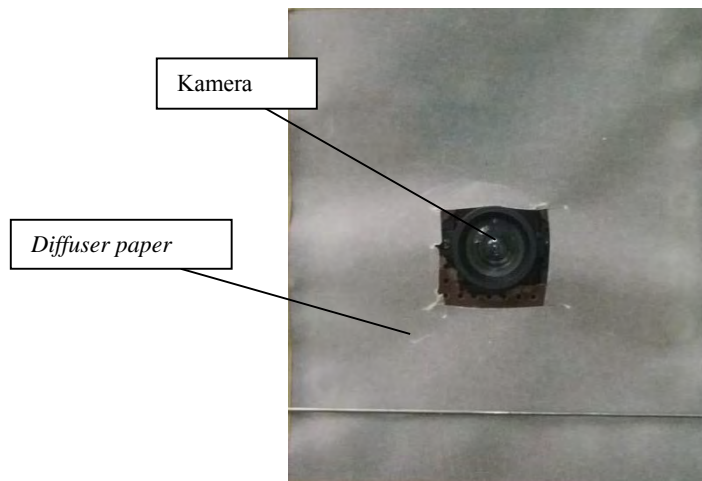
Pada percobaan ini jumlah pemasangan IR led yang dipasang adalah sebanyak 28 led. Semakin banyak led yang dipasang maka semakin terang cahaya infrared yang dihasilkan. Gambar 3.3 menunjukkan kamera dan IR led yang sudah terpasang pada papan sirkuit.



Gambar 3.3 Rangkaian Kamera dengan IR LED.

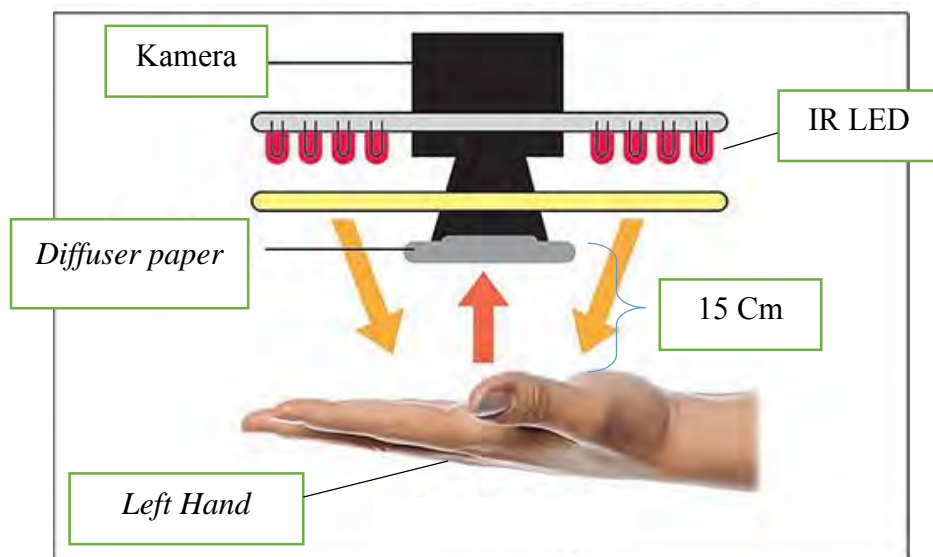
Gambar 3.3 menunjukkan rangkai kamera dengan IR LED yang diletakkan pada pinggir-pinggir kamera. IR LED dirangkai dengan rangkai seri. Penempatan IR LED tidak memiliki pengaruh khusus hanya saja arah IR LED harus mengarah ketelapak tangan untuk memberikan cahaya yang cukup.

Langkah selanjutnya, kertas *diffuser* ditempatkan diatas IR LED ini dilakukan supaya cahaya yang dihasilkan lebih merata seperti yang ditunjukan pada Gambar 3.4. Jenis kertas karkir paling cocok digunakan karena memiliki tingkat semi transparan dan bersifat mengaburkan sehingga penyebaran cahaya bisa merata.



Gambar 3.4 Ilustrasi Perangkat kamera dan kertas *diffuser*.

Jarak objek dengan kamera dalam pengambilan citra *vein* ditentukan dalam rentang 15 cm dan berpengaruh pada fokus kamera serta jangkauan area telapak tangan yang akan di *capture*. Gambar 3.5 mengilustrasikan jarak pengambilan citra *vein* antar objek dan kamera.



Gambar 3.5 Ilustrasi pengambilan citra *vein*.

Gambar 3.5 mengilustrasikan cara pengambilan citra dan peletakan kamera pada saat pengambilan citra. Terlihat bahwa letak kamera berada di atas telapak

tangan dengan jarak 15 Cm. penempatan kertas *diffusser paper* berada diatas lampu inframerah yang diberikan lubang pada permukaan kamera.

### 3.3.Preprosesing Citra

*Preprocessing* citra adalah proses awal setelah data citra *Palm vein* di input. Proses ini dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra input. Tahapan pengenalan objek, harus diawali dengan *pre processing*, ekstraksi fitur pengukuran kemiripan dan penentuan hasil pengenalan (Hery & Muntasa, 2010). Tahap preprocessing ditunjukkan pada Gambar 3.6.



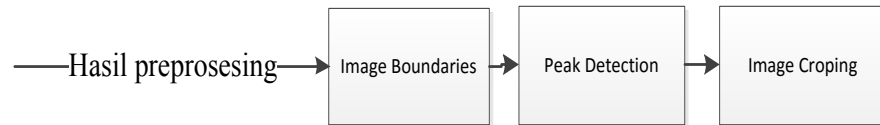
Gambar 3.6 Proses preprosesing citra

Grayscale dilakukan untuk mengubah citra menjadi derajat keabuan dengan menghitung nilai rata-rata dari setiap piksel r g b yang kemudian di konversi ke citra BW dengan penentuan global threshold.

Pelembutan Citra (*Image smoothing*) bertujuan untuk menekan gangguan (noise) pada citra (Yuwono, 2010). Gangguan tersebut biasanya muncul sebagai akibat dari hasil kualitas kamera yang tidak bagus (sensor noise, photographic grain noise) atau akibat saluran transmisi (pada pengiriman data). Pengurangan gangguan tersebut dapat diatasi dengan menggunakan median *filter* sehingga menghasilkan gambar yang lebih bagus. Median *filter* digunakan karena jenis noise yang dihasilkan berjenis *salt and paper*.

### 3.4.Region of Interest (ROI)

ROI pada data input citra *palm vein* bertujuan untuk menentukan area citra yang akan di ekstraksi fitur pada *sample* citra *palm vein*. Pada proses ini jumlah piksel pada citra *Palm vein* menjadi sama pada setiap citra inputan sehingga proses identifikasi akan lebih efektif dan efisien. Variasi *sample* disebabkan oleh interaksi pengguna dengan perangkat pengambilan citra. Tahap preprocessing di tunjukkan pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Diagram Alur ROI

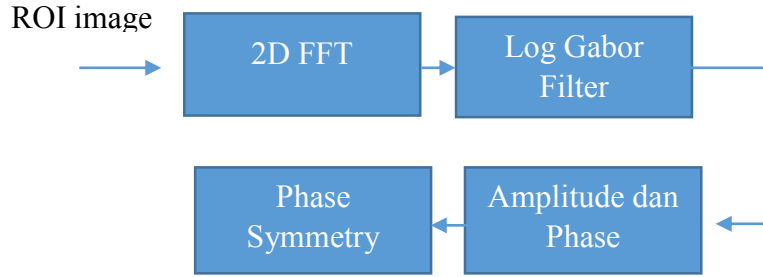
Proses awal dari tahapan ROI adalah *Boundaries Image* yang bertujuan mencari batas luar objek, serta batas-batas jari di telapak tangan. Hasil *boundaries image* di tunjukkan pada Gambar 4.9.

Deteksi *Peaks* bertujuan untuk mencari maksimal lokal atau puncak dengan membandingkan setiap elemen data dengan nilai tetangganya. Data membutuhkan baris atau kolom vektor dengan elemen bernilai real dengan panjang minimal tiga. Jika elemen data lebih besar dari kedua nilai tetangga atau sama maka elemen tersebut adalah puncak lokal.

*Crop image* dilakukan berdasarkan pada titik-titik pada proses deteksi puncak sebelumnya. Ada 4 titik puncak yang di dapat yang mewakili setiap ruas jari pada telapak tangan. Titik-titik pada ruas jari telapak tangan ditunjukkan oleh Gambar 4.12. Proses *cropping* menghasilkan bagian telapak tangan dengan ukuran yang dinormalisasi menjadi 200x200 *pixel*.

### 3.5.Ekstraksi Fitur

Untuk mendapatkan vektor input pada mesin pembelajaran, dibutuhkan suatu identifikasi pola dari citra hasil ROI. Ekstrasi fitur merupakan tahapan untuk memunculkan ciri dan mereduksi dimensi citra dari dimensi tinggi ke dimensi lebih rendah (Hery & Muntasa, 2010). Pada penelitian ini ekstrasi fitur berdasarkan pada hasil komputasi menggunakan phase symmetry via wevelets yang mengacu pada publikasi yang dilakukan oleh Kovesi (Kovesi, 1999). Blok diagram proses ekstraksi fitur ditunjukkan oleh Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Blok diagram proses ekstraksi fitur

Proses awal untuk ekstraksi fitur adalah mengubah gambar 2D menjadi domain frekuensi dengan menggunakan 2D FFT. Untuk menghitung phase symmetry, domain frekuensi di *filter* dengan *bandpass filter*. Dalam penelitian ini *filter* yang digunakan adalah log-gabor *filter*. Log-gabor *filter* yang digunakan sebagai standar alternatif *filter* gabor ketika diperlukan spektrum yang luas sebagai bandwidth maksimum dari *filter* standar gabor yang memiliki batas sekitar satu octave (Karar & Parekh, 2013). Pada skala frekuensi linier persamaan log-gabor adalah

$$G(f) = e^{\frac{-(\log(\frac{f}{f_0}))^2}{2(\log(\frac{k}{f_0}))^2}} \quad (3.1)$$

Dimana  $f_0$  adalah titik pusat frekuensi dan  $k/f_0$  juga harus tetap konstan untuk berbagai  $f_0$ .

Analisis sinyal dilakukan dengan menggabungkan sinyal dengan masing-masing pasangan quadrature dari wavelet. Jika  $I$  sebagai sebuah signal,  $M_n^e$  dan  $M_n^o$  menunjukkan even-symmetric(cosine) dan odd-symmetric (sine) wavelet pada skala  $n$  maka respon dari masing-masing pasangan quadrature *filter* adalah ditentukan oleh persamaan 3.2.

$$[e_n(x), o_n(x)] = [I(x) * M_n^e, I(x) * M_n^o] \quad (3.2)$$

Nilai  $e_n(x)$ ,  $o_n(x)$  dapat dianggap sebagai bagian real dan imajiner dari komponen nilai frekuensi kompleks.

Selanjutnya adalah perhitungan amplitudo dan phase dengan pada skala wavelet dilakukan dengan persamaan 3.1 dan 3.2

$$A_n(x) = \sqrt{e_n(x)^2 + o_n(x)^2} \quad (3.3)$$

$$\phi_n(x) = \text{atan2}(e_n(x), o_n(x)) \quad (3.4)$$

Perhitungan phase symmetry dengan mengkombinasikan antara amplitudo dengan phase

$$E(x) = \sum_n [A_n(x)[|\cos(\phi_n(x))| - |\sin(\phi_n(x))|] - T] \quad (3.5)$$

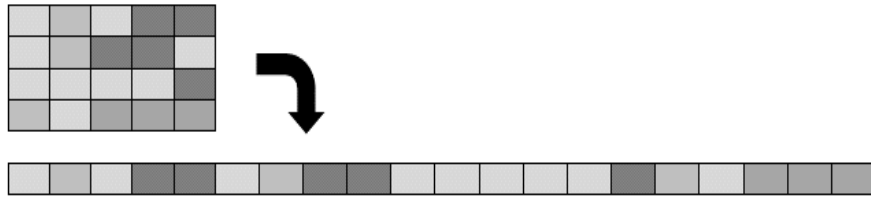
$$Sym(x) = \frac{E(x)}{\sum_n A_n(x) + \varepsilon} \quad (3.6)$$

T adalah threshold dari *noise*, dan  $\varepsilon$  adalah nilai konstan kecil untuk mencegah pembagian dengan nol dalam kasus di mana sinyal seragam

### 3.6. Learning Vector Quantization

#### 3.6.1. Pelatihan Learning Vector

Pelatihan Learning vektor dilakukan setelah proses ekstrasi fitur dilakukan. Informasi fitur pada proses ekstraksi diubah dalam struktur data yang dapat di proses oleh LVQ. Data disusun dalam array satu dimensi. Gambar 3.9 menunjukkan ilustrasi proses perubahan matrik menjadi satu baris. Proses pelatihan bertujuan untuk mendapatkan data pembobot  $w$  dan anggota dari LVQ (Hidayati & Warsito, 2010).



Gambar 3.9 Representasi Perubahan Dimensi dari 4x5 menjadi 1x20 (Hery & Muntasa, 2010)

Sebelum proses pelatihan perlu dilakukan inisialisasi, yaitu parameter yang diperlukan LVQ antara lain nilai pembobot awal dan *learning rate* (Lr). Nilai pembobot digunakan untuk vektor referensi awal dari target. Nilai learning rate menentukan kecepatan pembelajaran jaringan LVQ.

Langkah selanjutnya adalah penentuan jarak terpendek dari vektor bobot masukan dengan vektor kelas referensi. Jarak terpendek dihitung menggunakan eucludian distance. Jarak terpendek ini akan menentukan nilai pembobot awal dari kelas yang akan di update pada saat pelatihan. Apabila jarak terpendek sudah ditemukan maka proses selanjutnya adalah perbandingan antara indek jarak dengan indek data yang dilatih. Jika sama, maka jaringan LVQ mendekatkan pembobot awal ke input training.

Berikut adalah urutan algoritma LVQ

Algoritma LVQ (Fausett, 2014):

- a. Tetapkan: bobot ( $W$ ), maksimum epoch (MaxEpoch), error minimum yang diharapkan (Eps), Learning rate ( $\alpha$ ), decalfa.
- b. Masukan:
  1. Input :  $x(m,n)$ ;
  2. Target :  $T(1,n)$
- c. Tetapkan kondisi awal:
  1. Epoch = 0;
  2. Eps = 1;
- d. Tetapkan jika: epoch < MaxEpoch atau ( $e < eps$ )
  1. Epoch = Epoch + 1



2. Kerjakan untuk  $i = 1$  sampai  $n$ 
  - a. Tentukan  $J$  sedemikian hingga  $\|x - w_j\|$  minimum (sebut sebagai  $C_i$ )
  - b. Perbaiki  $W_j$  dengan ketentuan:
    - Jika  $T = C_j$  maka:
 
$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha (x - w_j(\text{lama}))$$
    - Jika  $T \neq C_j$  maka:
 
$$w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha (x - w_j(\text{lama}))$$
3. Kurangi nilai  $\alpha$ . Pengurangan nilai  $\alpha$  dapat dilakukan  $\alpha = \alpha - \text{decalfa}$   
 $\alpha = \alpha - (\alpha * \text{decalfa})$  (Hidayati & Warsito, 2010).

### 3.6.2. Pengujian LVQ

Setelah dilakukan pelatihan, akan diperoleh bobot-bobot akhir ( $W_j$ ). Bobot-bobot ini selanjutnya digunakan untuk melakukan simulasi atau pengujian. Setiap bobot dari setiap kelas yang telah dilatih dikumpulkan dalam matrik  $w_j$ . Kemudian bobot dari data uji dilakukan perhitungan jarak terpendek terhadap setiap bobot dari setiap kelas. Jarak terpendek antara bobot masukan dengan bobot kelas target merupakan output dari sistem pengujian.

Tahapan pengujian LVQ

1. Masukkan input dan bobot akhir
2. Hitung jarak data masukan dengan bobot akhir
3. Pilih neuron dengan jarak minimum
4. Jika jarak minimum yang lebih besar dari satu maka data input dianggap sebagai *unclassified*
5. Karakter kelas yang dikenali

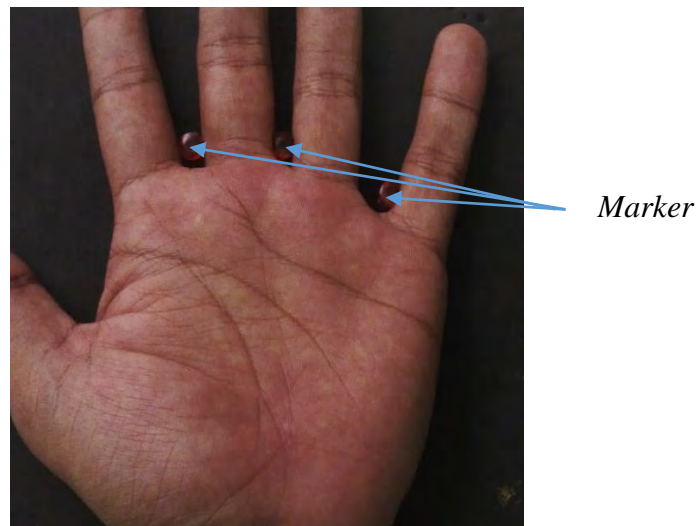
## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas tentang implementasi dari tahap-tahap proses yang ada pada bab 3 untuk proses pengambilan citra, ROI, ekstraksi fitur serta proses klasifikasi dari setiap citra pembuluh vena telapak tangan dengan menggunakan LVQ.

#### 4.1. Hasil Pengambilan Gambar

Pengujian pengambilan gambar vena dilakukan secara acak dengan jumlah *sample* sebanyak 37 orang. Proses pengambilan pada setiap *sample* dilakukan sebanyak 10 kali. Pengambilan gambar di atur dengan penggunaan *marker* agar posisi tangan tidak berubah. Gambar 4.1 menunjukkan posisi letak *marker*.



Gambar 4.1 Penempatan marker

Pengaturan cahaya pada saat pengambilan gambar dibuat segelap mungkin agar cahaya dari infrared tidak kalah dari cahaya matahari atau cahaya lampu yang lebih terang. Hasil foto pada saat tanpa menggunakan inframerah seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 4.1.

Penggunaan *diffusing paper* adalah untuk membuat sebaran dari cahaya infra merah merata. Terlihat pada Gambar 4.2 cahaya infra merah berkumpul pada titik tertentu sehingga berakibat pada hasil pengambilan gambar.



Gambar 4.2 Sebaran cahaya infra merah tanpa *diffusing paper*

Setelah penggunaan *diffusing paper* pada lampu infra merah maka penyebaran cahaya yang dihasilkan oleh infra merah jadi lebih merata. Hasil penyebaran tersebut ditunjukkan pada Gambar 4.3



Gambar 4.3 Sebaran cahaya infra merah dengan *diffusing paper*

Terlihat perbedaan hasil foto antara Gambar 4.2 dan Gambar 4.3 dimana Gambar 4.3 tidak terdapat cahaya infra merah yang terkumpul pada titik tertentu. Percobaan pengambilan foto pembuluh vena pada telapak tangan dengan kamera tanpa menggunakan *diffusing paper* ditunjukkan pada Gambar 4.4.



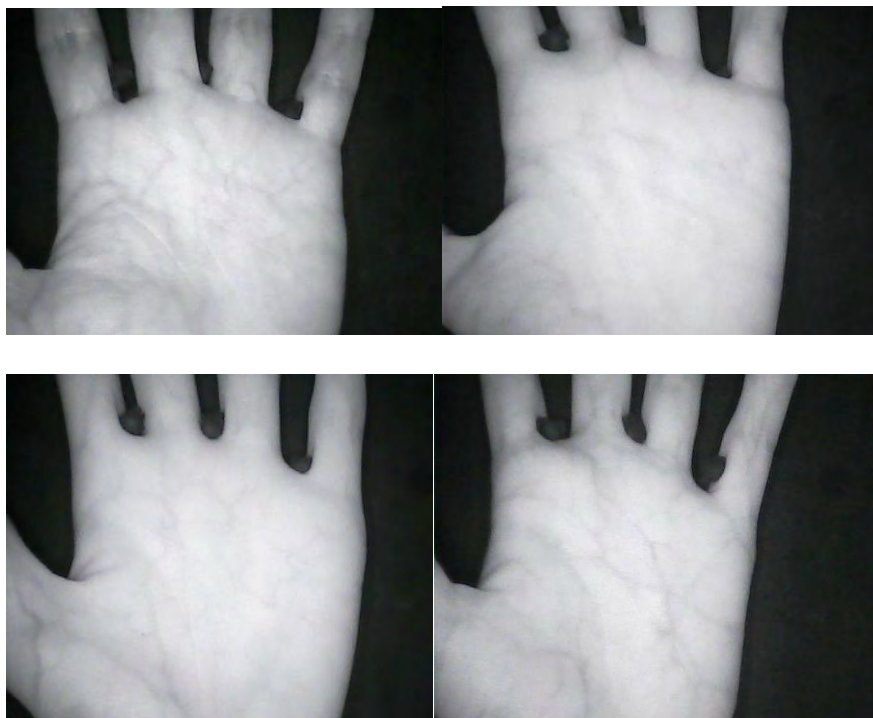
Gambar 4.4 Hasil foto telapak tangan tanpa penggunaan *diffusing paper*

Dari hasil pengambilan foto pada Gambar 4.4 terlihat ada beberapa bagian yang terlalu terang dan ada juga yang terlalu gelap. Jika dilihat dari Gambar 4.4 bagian pinggir-pinggir dari telapak tangan terlihat gelap walaupun pola pembuluh vena sudah mulai terlihat dikarenakan cahaya IR LED yang tidak merata . Ketidak merataan cahaya akan mengakibatkan proses preprosessing mejadi lebih sulit. Selanjutnya pengujian pengambilan gambar dengan menggunakan *diffusing paper* menghasil gambar vena yang lebih jelas dan merata seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Hasil foto telapak tangan dengan penggunaan *diffusing paper*

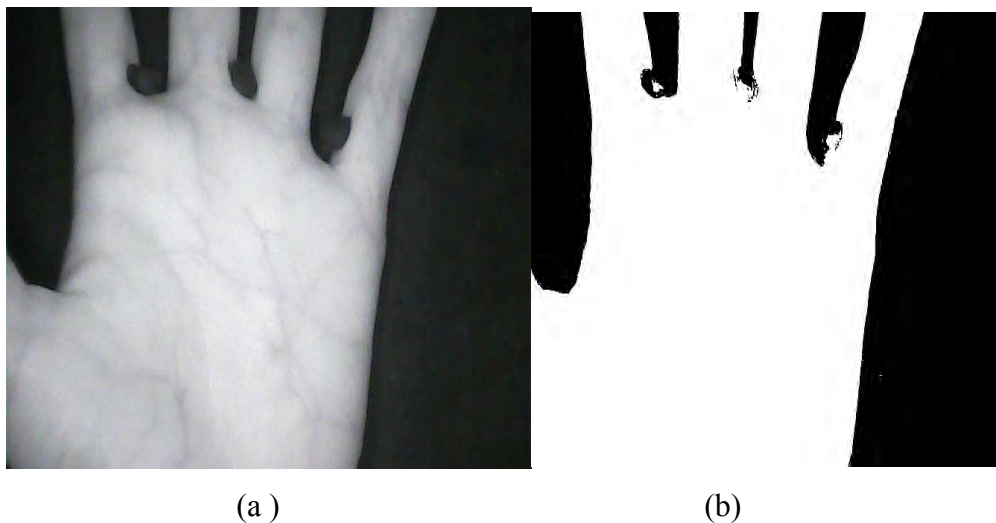
Dengan *design* kamera yang sama seperti pengambilan gambar pada Gambar 4.5 maka pengambilan gambar dari 37 *sample* tangan dilakukan. Hasil dari beberapa pengambilan citra tangan ditunjukkan oleh Gambar 4.6



Gambar 4.6 Hasil foto dari beberapa sample tangan

## 4.2. Hasil Preprocessing Citra

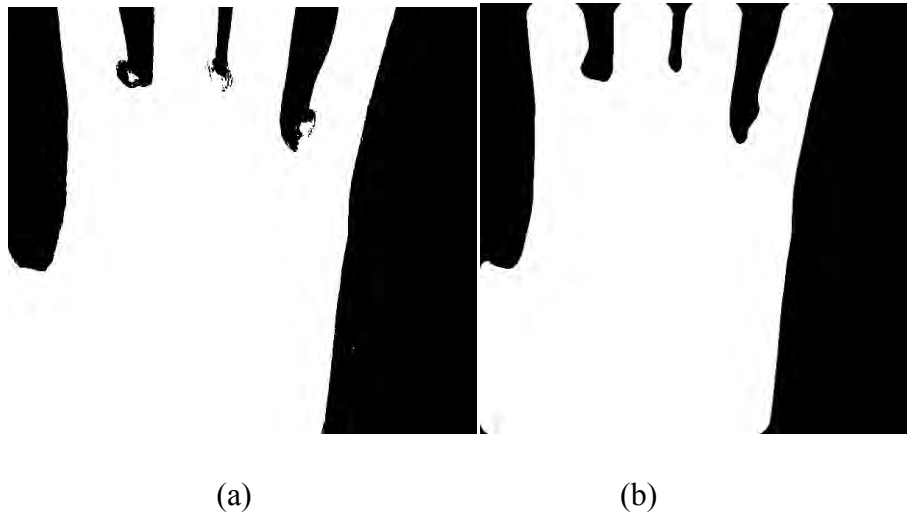
Penentuan ROI pada telapak tangan pertama kali dilakukan adalah mengubah citra telapak tangan menjadi gambar grayscale dan selanjutnya di konversi ke citra hitam putih. Pada percobaan ini penentuan nilai threshold untuk gambar hitam putih dengan cara global threshold. Gambar 4.7 menunjukkan proses perubahan citra menjadi gambar hitam putih.



Gambar 4.7 Perubahan citra (a) citra asli, (b) hasil BW

Pada Gambar 4.7 gambar nilai global threshold yang dihasilkan adalah 0,439. Dari hasil konversi ke hitam putih masih terdapat beberapa ketidak sempurnaan atau noise yang jelas terlihat pada sela-sela jari telapak tangan. Oleh sebab itu perlu dilakukan *filtering* untuk menghilangkan *noise* tersebut.

Proses median *filtering* adalah proses *smoothing* yang dilakukan pada gambar. Sebuah median *filter* lebih efektif untuk mengurangi *noise* dan mempertahankan tepi dari sebuah citra (Jae S, 1990). Setiap *pixel* keluaran berisi nilai median di lingkungan  $m \times n$  neighborhood sesuai *pixel* pada gambar masukan. Gambar 4.8 menunjukkan hasil dari proses median *filter* dengan  $m=23$  dan  $n=23$ .



Gambar 4.8 Hasil penerapan median *filter* (a) gambar black white (b) hasil median *filter*

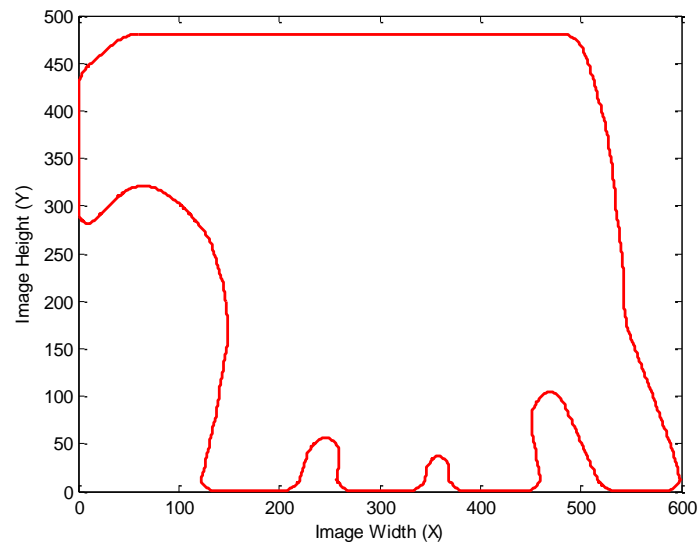
Dari Gambar 4.8 terlihat bahwa *noise* yang dihasilkan dari proses threshold pada sela-sela telapak tangan hilang setelah mengalami proses filtering. Akibatnya gambar yang dihasilkan bisa mengurangi kesalahan pendeteksian *peak* pada langkah ROI nantinya.

### 4.3. Hasil ROI

#### 4.3.1. Boundary

Proses selanjutnya untuk penentuan ROI adalah dengan mendeteksi titik ruas-ruas jari. Untuk mendeteksi titik tersebut maka dilakukan dengan mendeteksi garis tepi pada telapak tangan atau boundary dan mendeteksi titik *peaks* pada gambar citra inputan.

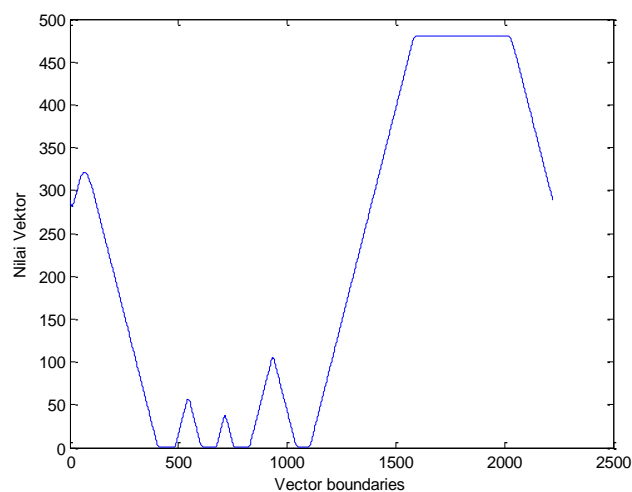
Setelah melakukan median *filtering*, langkah selanjutnya adalah mendapatkan titik-titik tepi dari tangan, atau *boundary* dari tangan. Gambar 4.9 merupakan hasil dari mendapatkan *boundary*:



Gambar 4.9 *Bondaries* dari citra telapak tangan

#### 4.3.2. Deteksi *Peak*

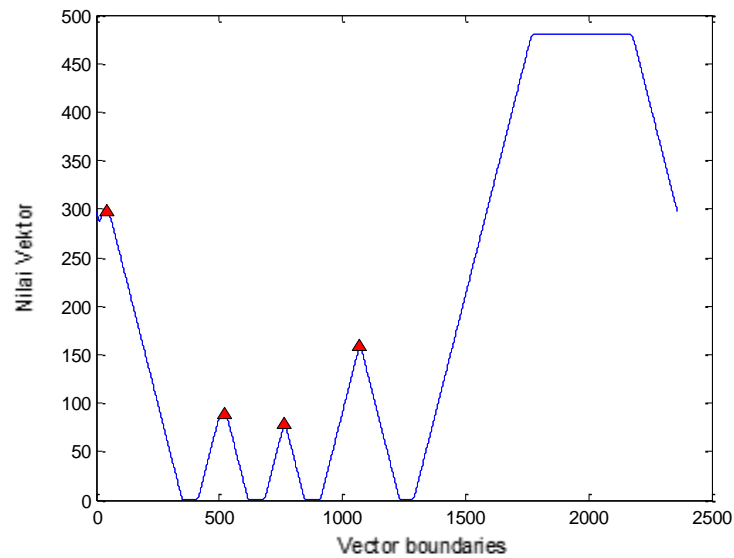
Deteksi *peak* atau puncak dilakukan dengan membandingkan setiap elemen data untuk nilai tetangganya. Jika elemen data lebih besar dari kedua tetangga atau sama maka itu adalah elemen puncak lokal. Titik-titik boundary yang sudah didapatkan dimasukkan ke dalam metode *peak detection*. Grafik dari titik-titik boundary ditunjukkan pada Gambar 4.10.



Gambar 4.10 Grafik nilai bondaris

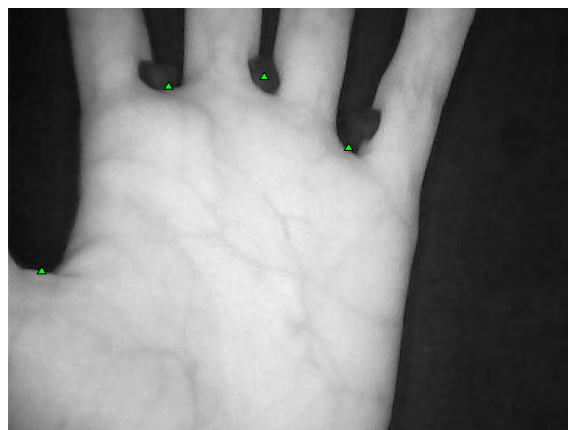


Jika dilihat dari Gambar 4.10 terdapat 5 titik puncak atau *peak* sehingga titik tersebut dijadikan titik puncak dari hasil *boundary*. Pendeteksian titik puncak ditunjukkan pada Gambar 4.11.



Gambar 4.11 Hasil deteksi Maksimum *peak* separation grafik nilai bondaris.

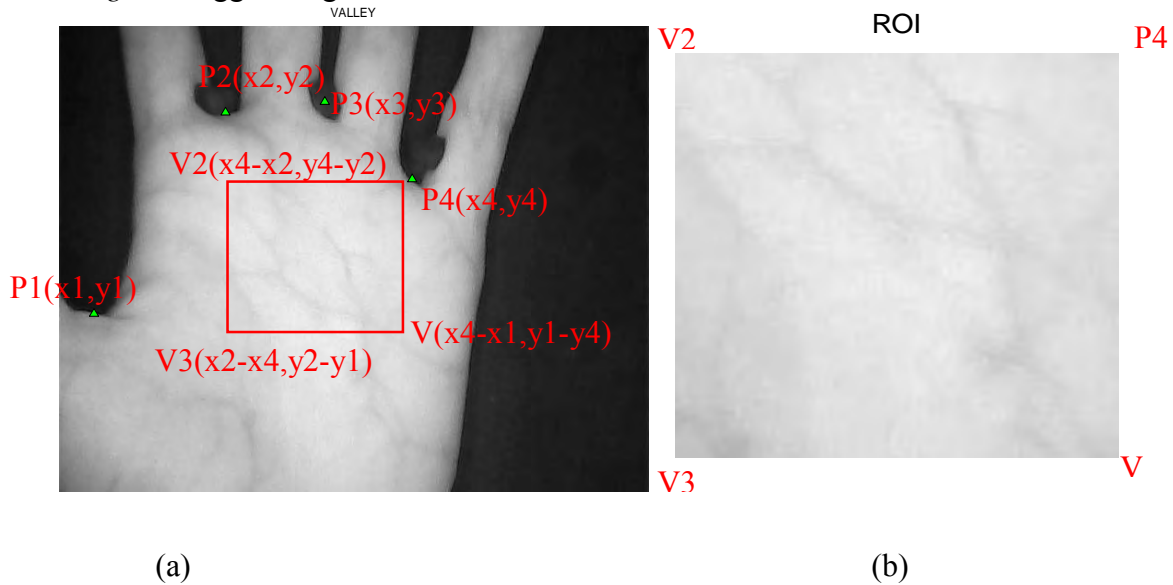
Setelah mendapatkan titik-titik *peak* nya, titik-titik inilah yang menjadi acuan pemotongan bagian ROI. Titik puncak akan berbeda pada setiap *sample* gambar. Gambar 4.12 menunjukkan hasil penentuan titik *peak* pada telapak tangan.



Gambar 4.12. Hasil deteksi titik pada ruas jari

### 4.3.3. ROI Tipe 1

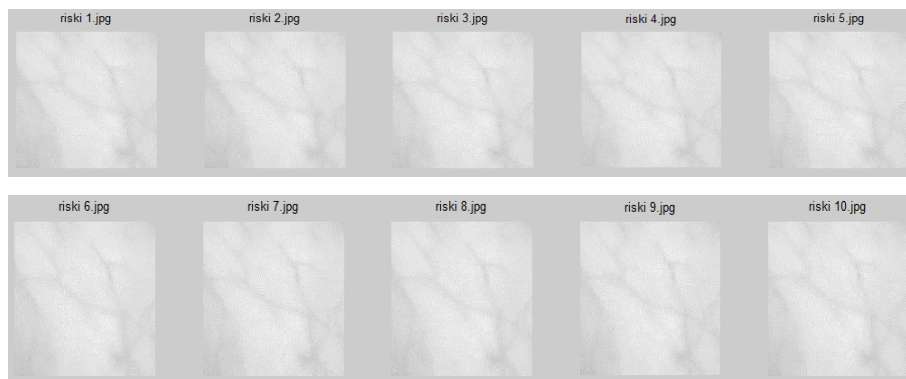
Ada 3 titik yang menjadi acuan ROI yaitu titik P1, P2 dan P4 seperti yang di tunjukkan pada Gambar 4.13. ke tiga titik tersebut menjadi batasan *cropping image* sehingga menghasilkan ROI.



Gambar 4.13 (a). Titik pemotongan ROI (b). Hasil ROI dari (a) di normalisasi menjadi 200x200 *pixel*

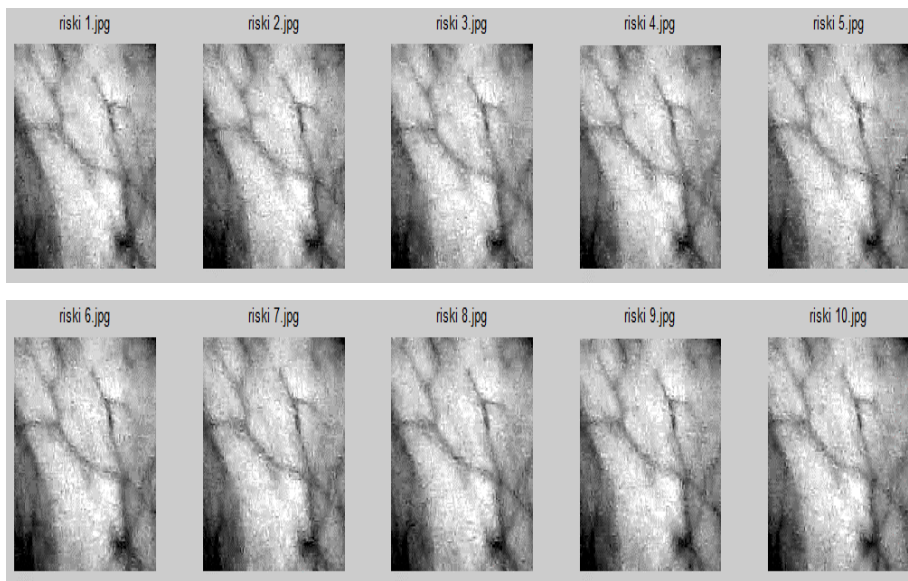
Dari Gambar 4.13 tampak bahwa Titik V diperoleh dengan pengurangan koordinat dari titik P4 dimana koordinat titik pada sumbu x adalah  $x_4 - x_1$  dan sumbu y adalah  $y_1 - y_4$ . Titik koordinat V2 diperoleh hasil  $V_2(x_4 - x_2, y_4 - y_2)$  sedangkan koordinat V3 diperoleh  $V_3(x_2 - x_4, y_2 - y_1)$ .

Berikut hasil ROI dari 10 *sample* citra risiko ditunjukkan pada gambar.



Gambar 4.14. Hasil ROI dari gambar *sample* tangan risiko

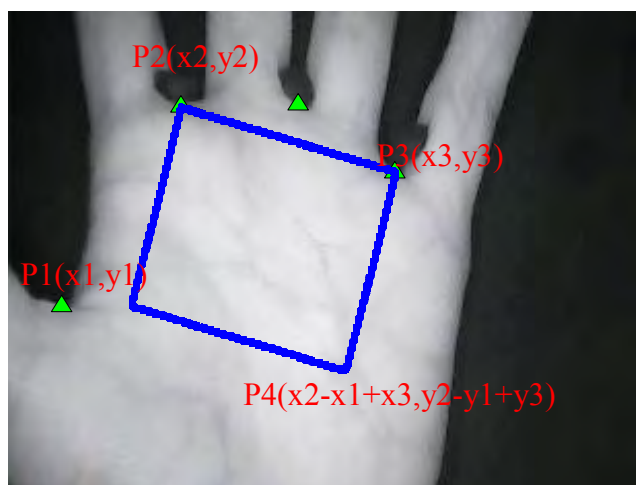
Selanjutnya gambar dikontraskan dengan peningkatan intensitas 1% untuk melihat pola dari pembuluh vena setelah ROI.



Gambar 4.15 Penaikan nilai kontras pada gambar ROI kelas risiko

#### 4.3.4. ROI Tipe 2

ROI tipe 2 memiliki perbedaan pada titik acuan pemotongan. Pada roi tipe 2 ada 3 titik P1, P2, P3 yang menjadi titik acuan. Koodinat titik-titik tersebut didapat dari proses deteksi *valley* sebelumnya. Penambahan titik P4 dilakukan dengan penerapan  $x_2 - x_1 + x_3$  untuk  $x$  dan  $y_2 - y_1 + y_3$  untuk  $y$  seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.16.



Gambar 4.16 Gambar titik acuan pemotongan ROI

Dari Gambar 4.16 Jika dibandingkan dengan ROI tipe 1 maka terjadi perbedaan cara pemotongan citra. Dimana ROI tipe 2 titik pemotongan langsung dilakukan pada titik P1, P2 dan P3, sedangkan pada ROI tipe 1 adanya penambahan titik V untuk acuan pemotongan, sehingga hasil ROI yang dihasilkan tipe 2 menjadi miring mengikuti setiap titiknya. Hasil ROI tipe 2 ditunjukkan pada Gambar 4.17.



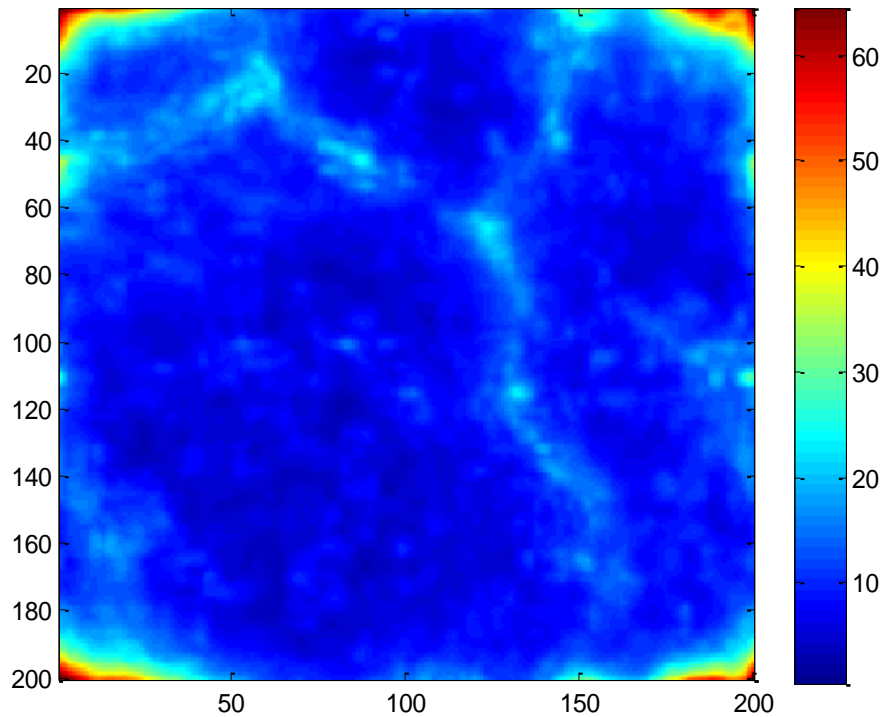
Gambar 4.17 Hasil ROI tipe 2.

#### 4.4. Hasil Pengujian Ekstraksi Fitur Vena

Proses ekstraksi dilakukan setelah proses ROI. Pada proses ini dilakukan ekstraksi dengan penentuan parameter yang tetap. Pada saat ujicoba semua hasil diperoleh dengan menerapkan parameter dan nilai ambang yang sama untuk setiap gambar.

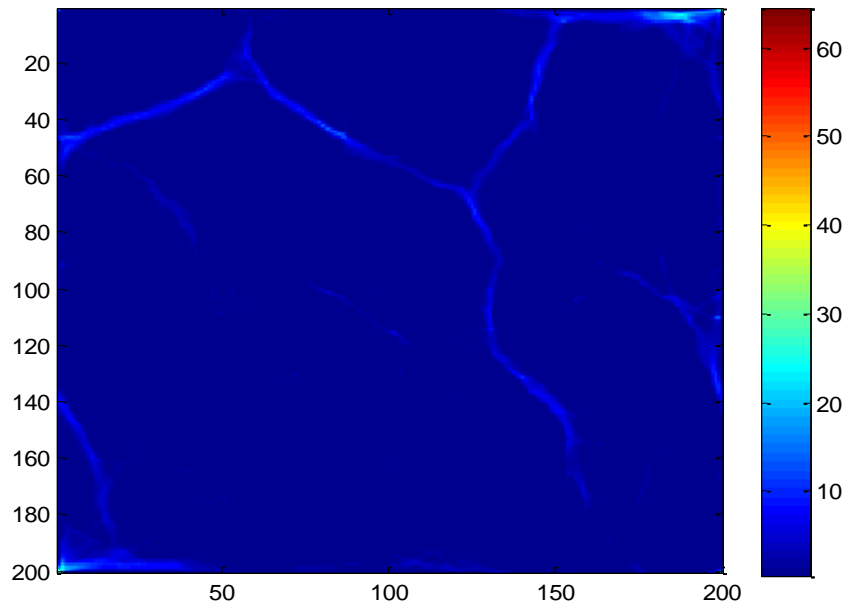
Untuk Phase symmetry dihitung dengan menggunakan persamaan (3.6). Informasi lokal frekuensi diperoleh dengan penerapan dengan skala wavelet  $n=3$ . Skala wavelength terkecil adalah 8 *pixel*. Sedangkan rasio standar deviasi dari gaussian yang menggambarkan fungsi log Gabor *filter* dalam domain frekuensi untuk mem-*filter center* frekuensi  $k/f_0$  adalah 0,5 dan nilai epsilon  $\epsilon=0,0001$ .

Perhitungan amplitudo dilakukan dengan menggunakan Persamaan (3.3) yaitu dengan mengambil nilai *even* dan *odd response* dari sinyal frekuensi. Nilai perhitungan  $An$  untuk sampel riski1.jpg ditunjukkan pada Gambar 4.18.



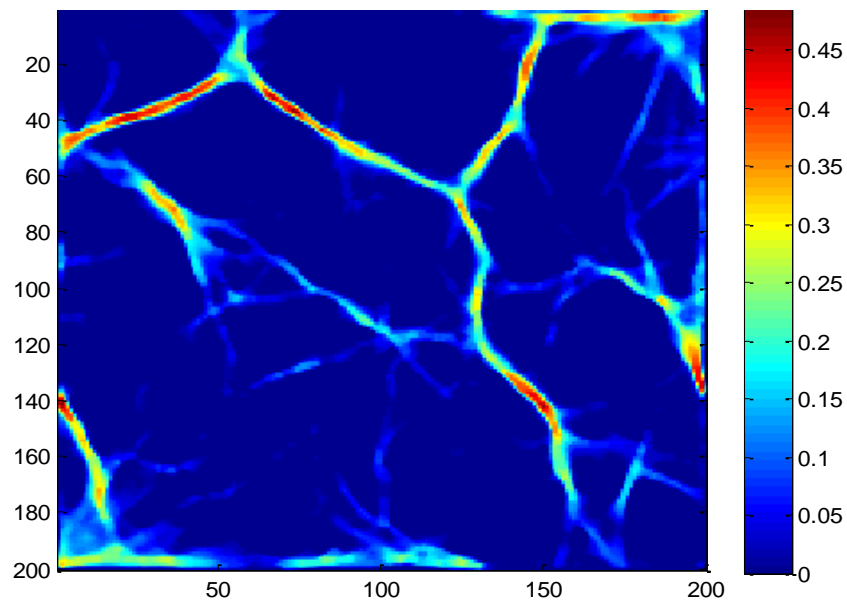
Gambar 4.18 Total amplitudo dari gambar haki1.jpg

Dari Gambar 4.18 menunjukkan hasil total amplitudo yang disajikan dalam bentuk ploy image pada Mathlab. Pola pembuluh vena mulai terlihat tetapi tidak begitu detil sehingga perhitungan selanjutnya adalah menghitung nilai total  $E(x)$  yang akan dikombinasikan nantinya dengan metode phasesym. Nilai total  $E(x)$  dari *sample* gambar haki1.jpg ditunjukkan pada Gambar 4.19.



Gambar 4.19 Total  $E(x)$  dari gambar haki1.jpg

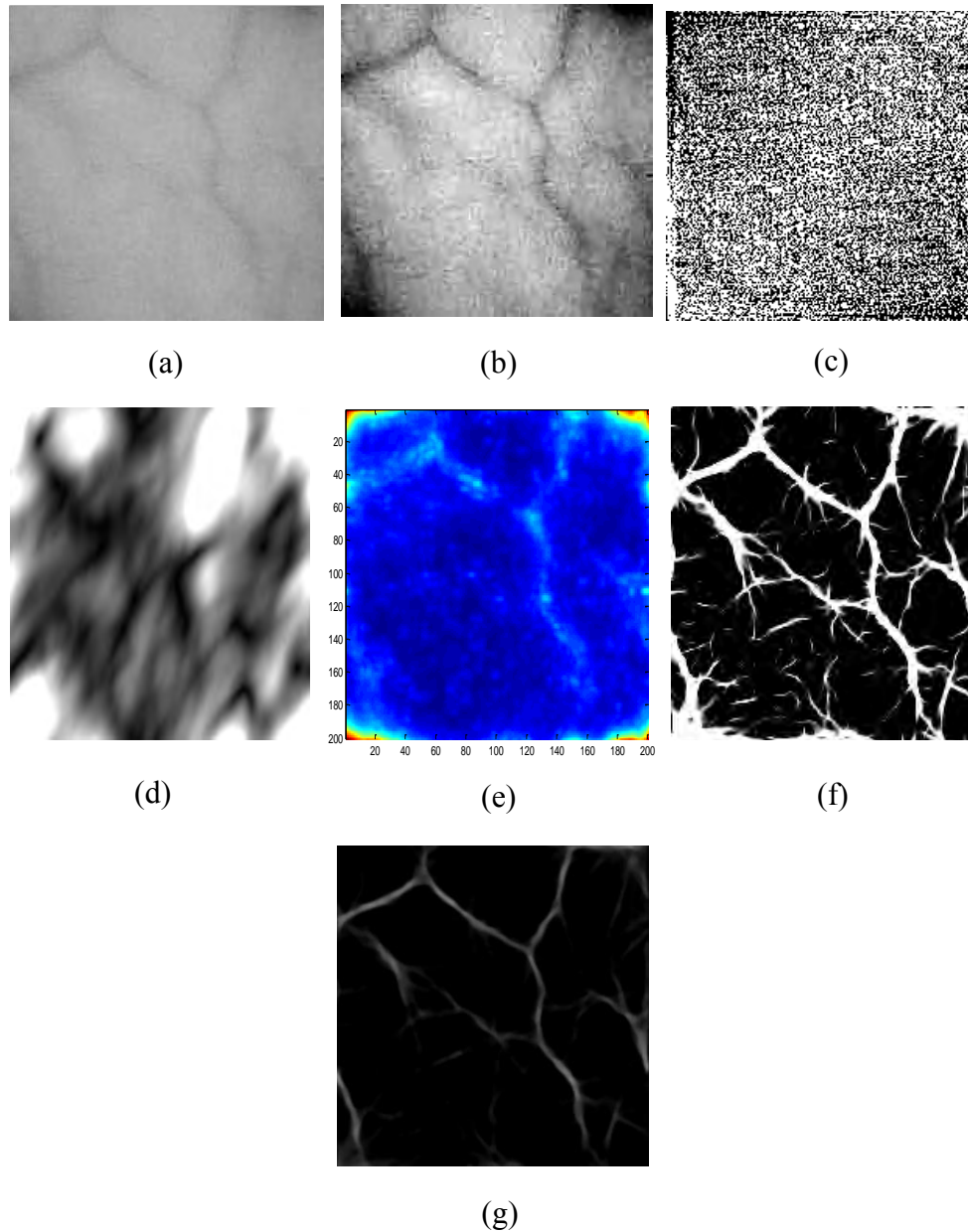
Dengan menggunakan Persamaan (3.6) untuk menghitung phasesym dari sampel citra haki1.jpg maka menghasilkan nilai antara 0 sampai dengan 1. Gambar 4.20 menunjukkan grafik dari phasesym pada gambar haki1.jpg.



Gambar 4.20 Hasil Perhitungan Phase Symmetry dari Gambar haki1.jpg

Jika dilihat pada tahapan ekstraksi fiturnya seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.20 terlihat hasil visual dari perhitungan phasesym memisahkan latar

dengan pembuluh vena, pola pembuluh vena berubah menjadi putih sedangkan latar menjadi hitam. Nilai piksel pada citra hasil ekstraksi bernilai antara 0 sampai dengan 1. Gambar 4.21 menunjukkan proses ekstraksi secara keseluruhan.



Gambar 4.21 Proses Ekstraksi (a). Gambar hasil ROI, (b) Kontras dari (a), (c). 2d FFT dari (a), (d).Hasil filter log Gabor dari (c), (e).Total Amplitudo dari (d), (f). Total *energy* dari (d), (e). Hasil phaseSym dari *sample haki1.jpg*

#### 4.5. Data Masukan LVQ

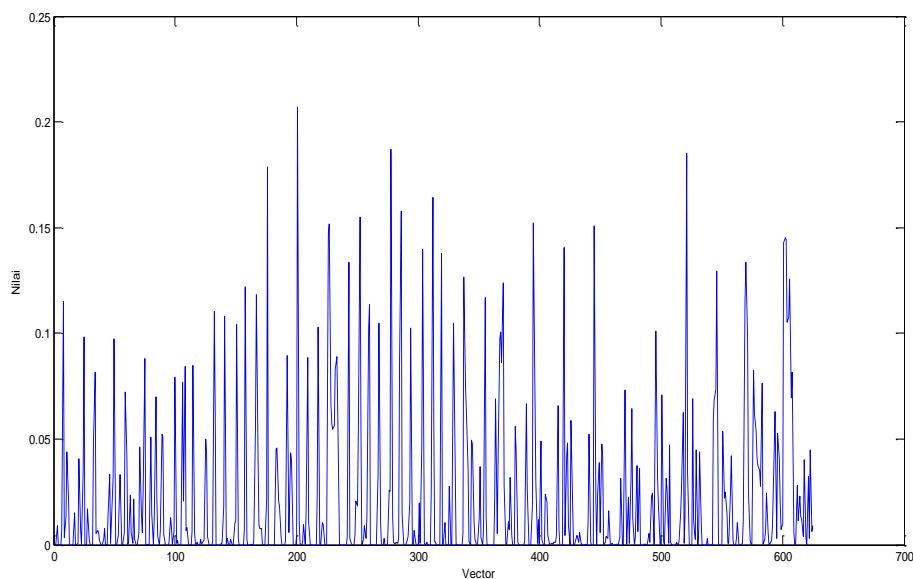
Pada proses ini dilakukan proses persiapan data sampai menjadi *vector* data masukan dari LVQ. Hasil ekstraksi fitur pada proses sebelumnya memiliki jumlah

koefisien yang terlalu besar yaitu 200x200 piksel atau menjadi panjang vektor 40000 sehingga dilakukan proses perhitungan rata-rata piksel untuk ukuran *sub region* 8x8 piksel dengan menggunakan rumus:

$$f(k) = \frac{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m f(x_i, Y_j)}{m \times n} \quad (2.13)$$

Dimana  $i$  dan  $j = 1, 2, 3, 5, \dots, n$ ,  $M$  adalah lebar sub region dan  $N$  adalah panjang sub region.

Setelah diperoleh hasil rata-rata dari tiap piksel maka menghasilkan matrik fitur baru dari setiap sampe citra menjadi 25x25, selanjutnya pembentukan vektor dilakukan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.10. Sehingga hasil jumlah vektor masukan untuk LVQ dapat direduksi menjadi 625 koefisien untuk setiap data masukannya. Gambar 4.22 menunjukkan hasil reduksi fitur pada data sampel risiko.



Gambar 4.22 Grafik hasil ekstraksi fitur dari kelas risiko.

#### 4.6. Penentuan Data Training Dan Data Testing

Dari data sampel citra pembuluh vena telapak tangan sebanyak 470 sampel yang terdiri dari 47 kelas seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.1. Data setiap



kelasnya adalah sebanyak 10 sampel citra. Pada penelitian ini data training diambil sebanyak 70 % dan 30% untuk pengujian dari setiap kelasnya.

Tabel 4.1 Pembagian Kelas Klasifikasi.

| No | Nama     | Kelas | Jumlah Sampel | No | Nama    | Kelas | Jumlah sampel |
|----|----------|-------|---------------|----|---------|-------|---------------|
| 1  | Agus     | 1     | 10            | 25 | Lutfi   | 25    | 10            |
| 2  | Aldi     | 2     | 10            | 26 | M_riski | 26    | 10            |
| 3  | Amir     | 3     | 10            | 27 | No_name | 27    | 10            |
| 4  | Andre    | 4     | 10            | 28 | Novi    | 28    | 10            |
| 5  | Arda     | 5     | 10            | 29 | Prapti  | 29    | 10            |
| 6  | Arif     | 6     | 10            | 30 | Rafli   | 30    | 10            |
| 7  | Aris     | 7     | 10            | 31 | Rai     | 31    | 10            |
| 8  | Aris2    | 8     | 10            | 32 | Reza    | 32    | 10            |
| 9  | Budi     | 9     | 10            | 33 | Risda   | 33    | 10            |
| 10 | Candra   | 10    | 10            | 34 | Riski   | 34    | 10            |
| 11 | Candra_a | 11    | 10            | 35 | Soffa   | 35    | 10            |
| 12 | Darma    | 12    | 10            | 36 | Teguh   | 36    | 10            |
| 13 | Diki     | 13    | 10            | 37 | Varel   | 37    | 10            |
| 14 | fandita  | 14    | 10            | 38 | Irma    | 38    | 10            |
| 15 | Farid    | 15    | 10            | 39 | Nanda   | 39    | 10            |
| 16 | Geri     | 16    | 10            | 40 | Nurul   | 40    | 10            |
| 17 | Guntur   | 17    | 10            | 41 | Fadli   | 41    | 10            |
| 18 | Hadi     | 18    | 10            | 42 | Eko     | 42    | 10            |
| 19 | Hagai    | 19    | 10            | 43 | Rendi   | 43    | 10            |
| 20 | Haki     | 20    | 10            | 44 | M.Nur   | 44    | 10            |
| 21 | Hery     | 21    | 10            | 45 | Fitrah  | 45    | 10            |
| 22 | Ilham    | 22    | 10            | 46 | Miranti | 46    | 10            |
| 23 | Jeje     | 23    | 10            | 47 | Ginda   | 47    | 10            |
| 24 | Koko     | 24    | 10            |    |         |       |               |

#### 4.7. Penentuan Parameter LVQ

Pembobotan awal yang digunakan adalah hasil dari vektor pada proses sebelumnya yaitu pada proses persiapan data masukan LVQ. Pembobot awal dipilih secara acak pada setiap kelas yang mewakili setiap kelasnya. Pada penelitian ini ada 47 pembobotan awal.

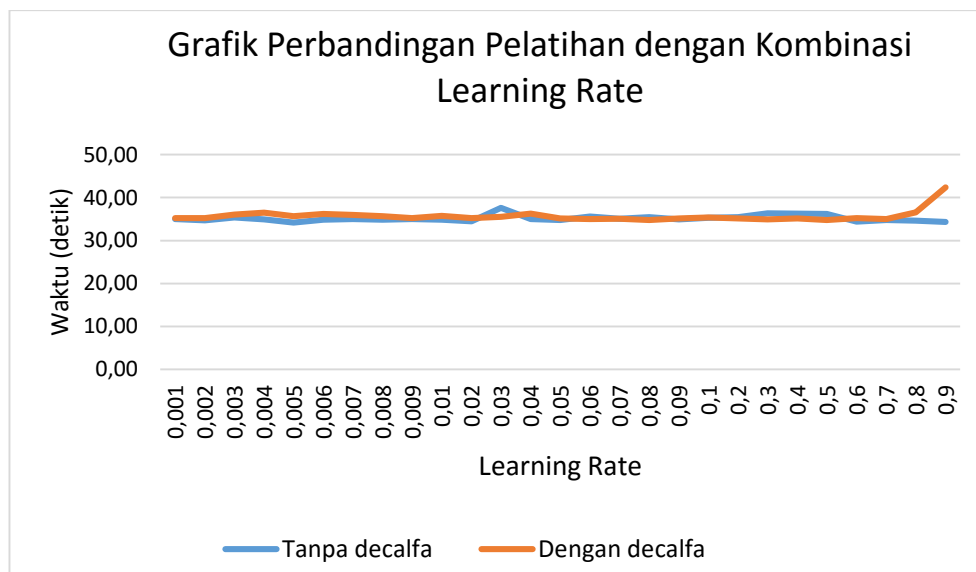
Jumlah neuron input merepresentasikan jumlah fitur masukan pada setiap data inputan. Pada penelitian ini jumlah neuron input adalah 625 sedangkan jumlah neuron outputnya adalah 47.

Nilai *learning rate* harus bernilai antara 0 sampai 1, nilai *learning rate* mempengaruhi nilai pembobot pada proses pelatihan. Semakin besar nilai LR akan berimplikasi pada semakin besarnya langkah pembelajaran. Sebaliknya, jika LR diset terlalu kecil algoritma akan konvergen dalam jangka waktu yang sangat lama (Prasetyo, 2011). Dalam penelitian ini *learning rate* yang digunakan seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.2.

#### 4.8. Hasil Proses Pelatihan LVQ

##### 4.8.1. Hasil Proses Pelatihan LVQ dengan ROI tipe 1

Pelatihan LVQ bertujuan untuk memperbaharui bobot pada setiap kelasnya. Pembaharuan nilai bobot dipengaruhi oleh beberapa parameter penyusun LVQ diantaranya seperti *learning rate* dan jumlah iterasi. Pada proses pelatihan LVQ ini dilakukan berapa kombinasi *learning rate* dengan jumlah iterasi yang tetap yaitu 100 iterasi dan  $\text{decalfa}=0.01$  seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.23. Bobot akhir yang telah di perbaharui disimpan dalam variabel  $w_j$ .



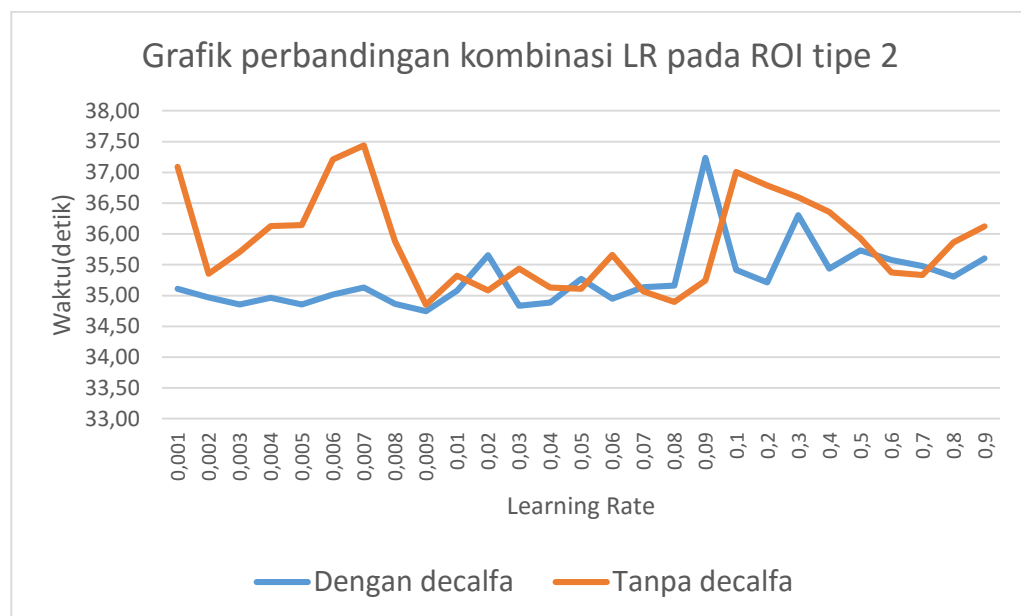
Gambar 4.23 Grafik Perbandingan Pelatihan dengan Kombinasi Learning Rate

Bobot akhir  $w_j$  menjadi acuan pada setiap kelasnya yang akan dihitung nilai Euclidian untuk setiap data uji. Nilai Euclidian terkecil akan menjadi pemenang pada layer kompetitif dan data uji tersebut akan dimasukkan kedalam kelas

pemenang. Pada proses pelatihan dilakukan simulasi dengan data training untuk melihat jaringan LVQ yang optimal.

#### 4.8.2. Hasil Proses Pelatihan LVQ dengan ROI tipe 2

Pada ROI tipe 2 dilakukan pelatihan perbaikan bobot yang sama dengan proses pelatihan pada ROI tipe 1, penentuan nilai parameter dari LVQ juga kondisikan sama. Hasil dari pelatihan LVQ untuk ROI tipe 1 ditunjukkan oleh Gambar 4.24.



Gambar 4.24 Grafik perbandingan kombinasi LR pada ROI tipe 2

Dari Gambar 4.24 dapat dilihat perbedaan waktu pelatihan antara penggunaan parameter decalfa dan tanpa decalfa pada LVQ. Dengan penggunaan decalfa menghasilkan waktu pelatihan yang cenderung lebih cepat dibandingkan dengan tanpa penggunaan decalfa dikarenakan kondisi berhenti LVQ tidak hanya pada saat iterasi maksimum tetapi juga pada nilai nilai LR yang tidak boleh lebih kecil dari nol setelah mengalami pengurangan dengan nilai decalfa.

#### 4.9. Hasil Proses Uji Coba LVQ

##### 4.9.1. Hasil Proses Uji Coba LVQ dengan ROI tipe 1

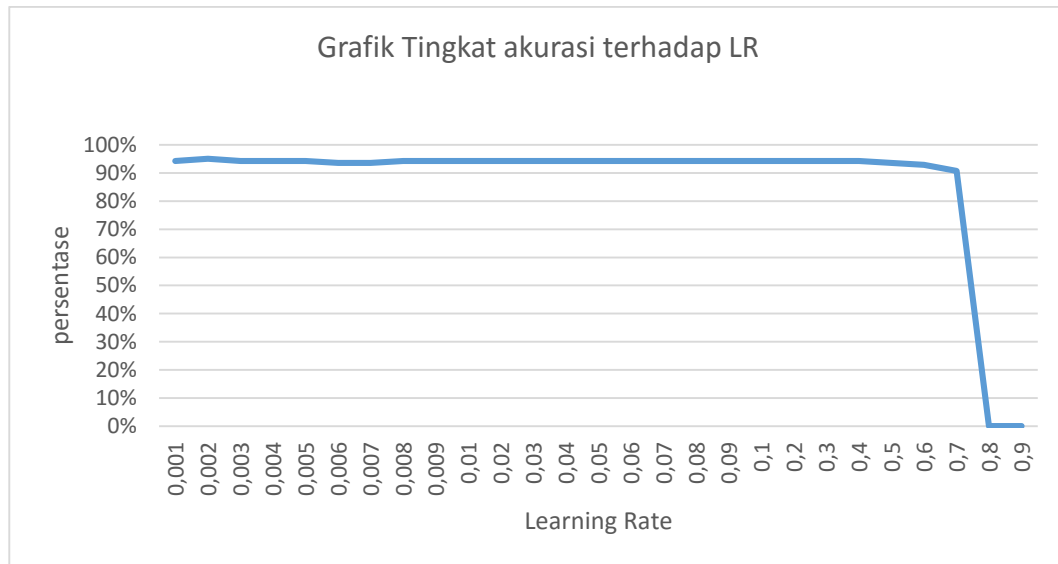
Pengujian dilakukan dengan data testing sebanyak 141 sampel atau 30% dari keseluruhan data. Setiap data uji dilakukan proses perhitungan jarak terpendek atau lebih kecil dari satu dengan bobot akhir dari hasil pelatihan yang akan menjadi pemenang. Pada proses pengujian ini juga dilakukan kombinasi *learning rate* yang bertujuan untuk mendapatkan hasil klasifikasi dengan jumlah akurasi yang optimal. Tabel 4.2 menunjukkan hasil dari proses pengujian terhadap data testing.

Tabel 4.2 Hasil uji coba terhadap data testing.

| No | LR    | epoch | Jumlah Data | Benar | Salah | Akurasi | Waktu |
|----|-------|-------|-------------|-------|-------|---------|-------|
| 1  | 0.001 | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 41.9  |
| 2  | 0.002 | 100   | 141         | 134   | 7     | 95%     | 42.2  |
| 3  | 0.003 | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 41.2  |
| 4  | 0.004 | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 41.6  |
| 5  | 0.005 | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.3  |
| 6  | 0.006 | 100   | 141         | 132   | 9     | 94%     | 47.9  |
| 7  | 0.007 | 100   | 141         | 132   | 9     | 94%     | 41.4  |
| 8  | 0.008 | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.8  |
| 9  | 0.009 | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 40.8  |
| 10 | 0.01  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.4  |
| 11 | 0.02  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.2  |
| 12 | 0.03  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.5  |
| 13 | 0.04  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 42.7  |
| 14 | 0.05  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 44.6  |
| 15 | 0.06  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 44.1  |
| 16 | 0.07  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 46.0  |
| 17 | 0.08  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.1  |
| 18 | 0.09  | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 41.1  |
| 19 | 0.1   | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.7  |
| 20 | 0.2   | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.2  |
| 21 | 0.3   | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 42.6  |
| 22 | 0.4   | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.4  |
| 23 | 0.5   | 100   | 141         | 132   | 9     | 94%     | 42.2  |
| 24 | 0.6   | 100   | 141         | 131   | 10    | 93%     | 43.0  |
| 25 | 0.7   | 100   | 141         | 128   | 13    | 91%     | 45.0  |
| 26 | 0.8   | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 44.8  |
| 27 | 0.9   | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 40.9  |

Dari Tabel 4.2 menunjukkan perubahan *learning rate* mempengaruhi terhadap jumlah kebenaran klasifikasi data *testing*, waktu dan tingkat akurasi. Pada saat LR 0,002 menunjukkan hasil terbaik dari proses pengujian dengan tingkat

persentase kebenaran adalah 95% dan dengan waktu pengujian tersingkat yaitu 42.2 detik. Gambar 4.25 menunjukkan tingkat persentase kebenaran klasifikasi terhadap LR.



Gambar 4.25 Grafik LR terhadap persentase kebenaran klasifikasi data *testing*.

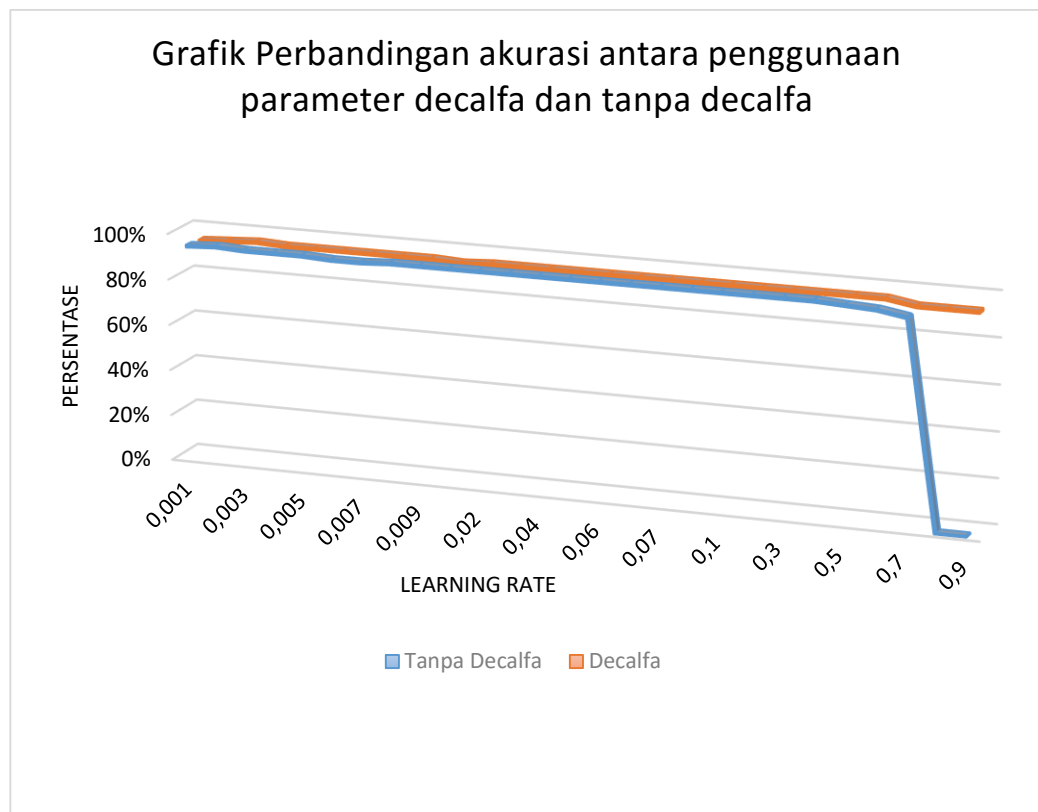
Dari Gambar 4.25 dapat disimpulkan bahwa pada pengujian ini semakin kecil *learning rate* maka semakin tinggi tingkat persentase kebenarannya. Pada saat pengujian 141 *sample* yang diuji terdapat beberapa kesalahan klasifikasi kelas dari targetnya. Kesalahan tersebut terjadi karena data uji tersebut memiliki nilai jarak eucludian dengan bobot kelas lainnya.

Selanjutnya pengujian pada data testing dilakukan dengan penambahan parameter decalfa pada LVQ. Tabel 4.3 menunjukkan hasil pengujian dengan penambahan decalfa pada ROI tipe 1.

Tabel 4.3 Tabel hasil pengujian LVQ pada ROI tipe 1 dengan penambahan parameter decalfa

| No | LR    | decalfa | epoch | Jumlah Data | Benar | Salah | Akurasi | Waktu (detik) |
|----|-------|---------|-------|-------------|-------|-------|---------|---------------|
| 1  | 0.001 | 0.01    | 100   | 141         | 132   | 9     | 94%     | 42.1          |
| 2  | 0.002 | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 41.1          |
| 3  | 0.003 | 0.01    | 100   | 141         | 134   | 7     | 95%     | 43.1          |
| 4  | 0.004 | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 42.8          |
| 5  | 0.005 | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 41.5          |
| 6  | 0.006 | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 41.6          |
| 7  | 0.007 | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 42.6          |
| 8  | 0.008 | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.8          |
| 9  | 0.009 | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.2          |
| 10 | 0.01  | 0.01    | 100   | 141         | 132   | 9     | 94%     | 44.3          |
| 11 | 0.02  | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.5          |
| 12 | 0.03  | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 47.3          |
| 13 | 0.04  | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 46.2          |
| 14 | 0.05  | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 44.4          |
| 15 | 0.06  | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.2          |
| 16 | 0.07  | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.4          |
| 17 | 0.07  | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.2          |
| 18 | 0.07  | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 43.8          |
| 19 | 0.1   | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 47.5          |
| 20 | 0.2   | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.8          |
| 21 | 0.3   | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 44.2          |
| 22 | 0.4   | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 44.1          |
| 23 | 0.5   | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 45.1          |
| 24 | 0.6   | 0.01    | 100   | 141         | 133   | 8     | 94%     | 44.0          |
| 25 | 0.7   | 0.01    | 100   | 141         | 130   | 11    | 92%     | 43.6          |
| 26 | 0.8   | 0.01    | 100   | 141         | 130   | 11    | 92%     | 44.8          |
| 27 | 0.9   | 0.01    | 100   | 141         | 130   | 11    | 92%     | 43.5          |

Dari Tabel 4.2 diperoleh hasil pengujian yang berbeda dengan pada Tabel 4.3 walaupun tingkat akurasi tertinggi sama-sama 95% tetapi berbeda nilai LR. Pada pengujian tanpa menggunakan nilai decalfa untuk pengurangan nilai LR akurasi tertinggi terjadi pada saat LR 0.002 sedangkan pada pengujian dengan menggunakan nilai decalfa tingkat akurasi tertinggi yaitu pada saat LR 0.003. Perbandingan tingkat akurasi ditunjukkan pada Gambar 4.26.



Gambar 4.26 Perbandingan akurasi antara penggunaan parameter decalfa dan tanpa decalfa

Pada Gambar 4.26 terlihat bahwa penggunaan decalfa dan tanpa decalfa memiliki tingkat akurasi yang hampir sama. Perbedaan yang paling mencolok yaitu pada saat LR 0.8 dan 0.9 dimana pada saat tanpa penggunaan parameter decalfa menghasilkan tingkat akurasi yaitu masing-masing 0%. Berbeda halnya apabila penggunaan nilai decalfa yang tingkat akurasinya pada LR tersebut mencapai 92%. Dilihat dari waktu pengujian diperoleh rata-rata yang cuma berbeda 0.6 detik antara keduanya yaitu masing-masing 43.4 dan 44.1 sehingga tidak ada perubahan waktu yang signifikan terjadi pada proses pengujian data ekstraksi ROI tipe 1.

#### 4.9.2. Hasil Proses Uji Coba LVQ dengan ROI tipe 2

Setelah pengujian terhadap ROI tipe 1 maka selanjutnya pengujian yang dilakukan pada ROI tipe 2 memberikan hasil seperti yang ditunjukkan oleh Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil pengujian pada ROI tipe 2

| No | LR    | epoch | Jumlah Data | Benar | Salah | Akurasi | Waktu (detik) |
|----|-------|-------|-------------|-------|-------|---------|---------------|
| 1  | 0.001 | 100   | 141         | 111   | 30    | 79%     | 40.0          |
| 2  | 0.002 | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 40.6          |
| 3  | 0.003 | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 39.1          |
| 4  | 0.004 | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 39.8          |
| 5  | 0.005 | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 39.9          |
| 6  | 0.006 | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 40.0          |
| 7  | 0.007 | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 40.2          |
| 8  | 0.008 | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 45.2          |
| 9  | 0.009 | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 49.3          |
| 10 | 0.01  | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 41.0          |
| 11 | 0.02  | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 41.1          |
| 12 | 0.03  | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 41.1          |
| 13 | 0.04  | 100   | 141         | 119   | 22    | 84%     | 41.3          |
| 14 | 0.05  | 100   | 141         | 119   | 22    | 84%     | 42.4          |
| 15 | 0.06  | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 41.7          |
| 16 | 0.07  | 100   | 141         | 119   | 22    | 84%     | 41.3          |
| 17 | 0.08  | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 41.1          |
| 18 | 0.09  | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 41.0          |
| 19 | 0.1   | 100   | 141         | 119   | 22    | 84%     | 41.1          |
| 20 | 0.2   | 100   | 141         | 118   | 23    | 84%     | 40.1          |
| 21 | 0.3   | 100   | 141         | 118   | 23    | 84%     | 40.5          |
| 22 | 0.4   | 100   | 141         | 118   | 23    | 84%     | 40.7          |
| 23 | 0.5   | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 40.3          |
| 24 | 0.6   | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 42.0          |
| 25 | 0.7   | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 42.2          |
| 26 | 0.8   | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 41.8          |
| 27 | 0.9   | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 41.3          |

Dari Tabel 4.4 diperoleh hasil pengujian pada ROI tipe 2 tanpa menggunakan parameter decalfa LVQ dengan rata-rata tingkat akurasi 69%.



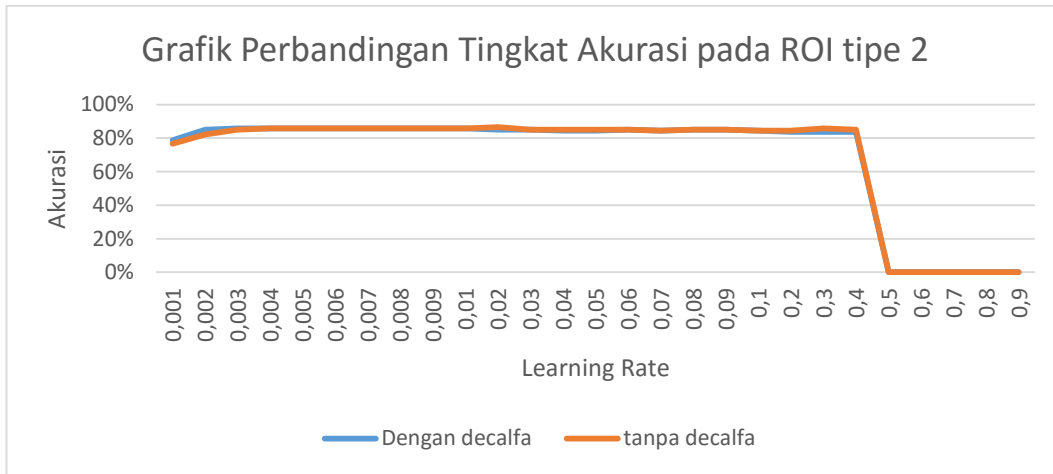
Kombinasi parameter LVQ paling optimal pada saat LR 0.005 dengan epoch 100 iterasi dengan tingkat akurasi 86% dan memiliki waktu terpendek yaitu 39.1 detik. Tingkat akurasi terendah berada pada saat LR 0.5-0.9 yaitu 0% kebenaran. Sedangkan untuk pengujian LVQ pada ROI tipe 2 dengan penggunaan parameter decalfa ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil pengujian LVQ pada ROI tipe 2 dengan penambahan parameter decalfa

| No | LR    | decalfa | epoch | Jumlah data | Benar | Salah | Akurasi | Waktu (detik) |
|----|-------|---------|-------|-------------|-------|-------|---------|---------------|
| 1  | 0.001 | 0.01    | 100   | 141         | 108   | 33    | 77%     | 42.7          |
| 2  | 0.002 | 0.01    | 100   | 141         | 116   | 25    | 82%     | 41.5          |
| 3  | 0.003 | 0.01    | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 40.5          |
| 4  | 0.004 | 0.01    | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 40.8          |
| 5  | 0.005 | 0.01    | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 40.5          |
| 6  | 0.006 | 0.01    | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 39.5          |
| 7  | 0.007 | 0.01    | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 40.4          |
| 8  | 0.008 | 0.01    | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 39.8          |
| 9  | 0.009 | 0.01    | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 43.0          |
| 10 | 0.01  | 0.01    | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 45.1          |
| 11 | 0.02  | 0.01    | 100   | 141         | 122   | 19    | 87%     | 45.1          |
| 12 | 0.03  | 0.01    | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 45.4          |
| 13 | 0.04  | 0.01    | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 44.3          |
| 14 | 0.05  | 0.01    | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 39.8          |
| 15 | 0.06  | 0.01    | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 39.4          |
| 16 | 0.07  | 0.01    | 100   | 141         | 119   | 22    | 84%     | 41.1          |
| 17 | 0.08  | 0.01    | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 43.7          |
| 18 | 0.09  | 0.01    | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 42.9          |
| 19 | 0.1   | 0.01    | 100   | 141         | 119   | 22    | 84%     | 41.4          |
| 20 | 0.2   | 0.01    | 100   | 141         | 119   | 22    | 84%     | 42.7          |
| 21 | 0.3   | 0.01    | 100   | 141         | 121   | 20    | 86%     | 44.5          |
| 22 | 0.4   | 0.01    | 100   | 141         | 120   | 21    | 85%     | 45.0          |
| 23 | 0.5   | 0.01    | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 43.7          |
| 24 | 0.6   | 0.01    | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 44.0          |
| 25 | 0.7   | 0.01    | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 44.9          |
| 26 | 0.8   | 0.01    | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 47.3          |
| 27 | 0.9   | 0.01    | 100   | 141         | 0     | 141   | 0%      | 44.1          |

Dari Tabel 4.5 nampak pemakaian nilai decalfa memberikan tingkat akurasi yang lebih baik dibanding tanpa menggunakan decalfa. Terbukti tingkat

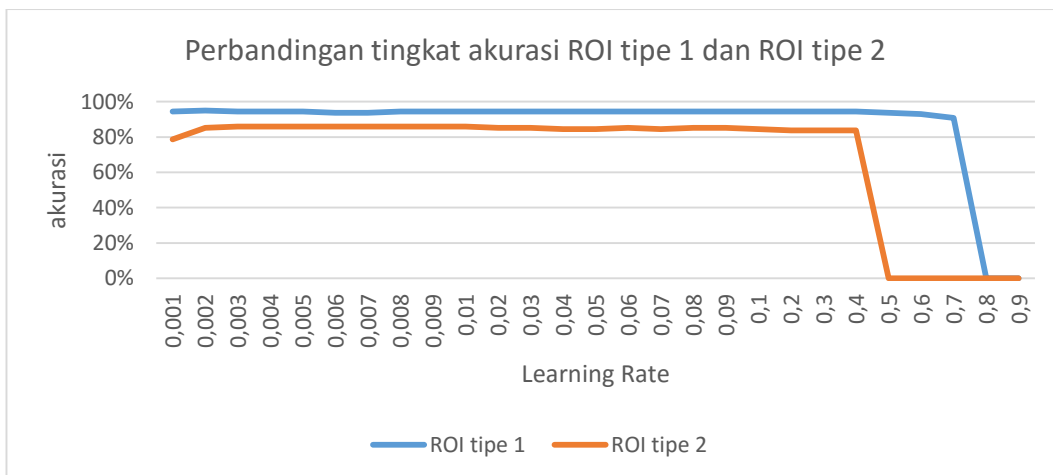
akurasi tertinggi naik menjadi 87% pada saat kombinasi parameter LVQ dengan LR adalah 0.02. Jika dibandingkan keduanya seperti tunjukkan oleh Gambar 2.27.



Gambar 2.27 Grafik Perbandingan Tingkat Akurasi pada ROI tipe 2

#### 4.9.3. Perbandingan Hasil Uji coba LVQ antara ROI tipe 1 dengan ROI tipe 2

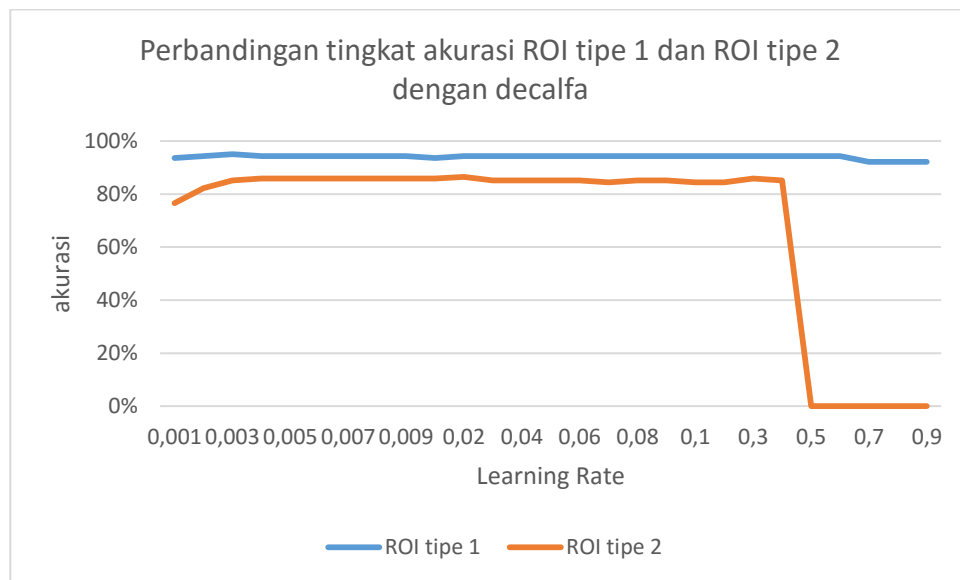
Perbandingan hasil uji coba antara ROI tipe 1 dengan ROI tipe 2 dilakukan dengan nilai parameter LVQ yang sama. Hasil perbandingan ditunjukkan oleh Gambar 4.28.



Gambar 4.28 Perbandingan tingkat akurasi ROI tipe 1 dan ROI tipe 2

Pada Gambar 4.28 tampak bahwa hasil pengujian LVQ ROI tipe 1 memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan ROI tipe 2 yaitu

mencapai 95% dengan proses pelatihan LVQ tanpa menggunakan decalfa sementara pada ROI tipe 1 tingkat akurasi tertinggi hanya mencapai 86% selisih 9%. Sedangkan perbandingan ROI tipe 1 dengan ROI tipe 2 dengan penambahan nilai decalfa ditunjukkan pada Gambar 4.29.



Gambar 4.29 Perbandingan tingkat akurasi ROI tipe 1 dan ROI tipe 2 dengan decalfa

Pada Gambar 4.29 menunjukkan hasil pengujian LVQ dengan penambahan nilai decalfa diperoleh ROI tipe 1 memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi yaitu mencapai 95% pada LR 0.003. sedangkan ROI tipe 2 tingkat akurasi tertinggi hanya mencapai 87% pada saat LR 0.02 sehingga memiliki selisih antara keduanya adalah 8%.

#### 4.10. Proses Validasi Jaringan LVQ

Proses validasi jaringan LVQ dilakukan dengan memilih kombinasi parameter LVQ paling optimal dari hasil pengujian yang telah dilakukan sebelumnya yaitu pada saat LR 0.002. Proses validasi dilakukan dengan menginput data baru sebanyak 30% data uji yaitu 141 sampel pembuluh vena telapak tangan.

Sebagai validasi kinerja dari metode LVQ dipakai beberapa parameter pengukur kinerja yaitu true positif (TP), False positif (FP), True Negatif (TN) False

Negatif (FN). TP (True Positive) menunjukkan data teridentifikasi secara tepat sesuai dengan kelasnya (positif). FP (False Positive) merupakan data yang seharusnya teridentifikasi dengan tepat pada kelasnya ternyata dalam proses klasifikasi salah dalam mengidentifikasi. TN (True Negative) merupakan data yang bukan anggota kelas tersebut teridentifikasi tepat bukan anggota kelas tersebut (negatif). FN (False Negative) menunjukkan data yang seharusnya bukan anggota dari kelas tersebut teridentifikasi sebagai anggota kelas tersebut.

Perhitungan Receiver Operating Characteristics ( ROC) dilakukan dengan menggunakan:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

$$akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP}$$

$$spesifisitas = 1 - FPR$$

$$presisi = \frac{TP}{TP + FP}$$

Sehingga diperoleh hasil seperti yang ditunjukkan oleh Tabel 4.5.

Tabel 4.6 Perhitungan ROC

| LR               | Epoch | Jumlah Data | TP  | FP | TN | FN | TPR | FPR | Spesifisitas | Presisi       | Akurasi       |
|------------------|-------|-------------|-----|----|----|----|-----|-----|--------------|---------------|---------------|
| 0.002            | 50    | 144         | 133 | 8  | 3  | 0  | 1   | 1   | 0            | 0.9433        | 94%           |
| 0.002            | 100   | 144         | 133 | 8  | 3  | 0  | 1   | 1   | 0            | 0.9433        | 94%           |
| 0.002            | 500   | 144         | 133 | 8  | 3  | 0  | 1   | 1   | 0            | 0.9433        | 94%           |
| 0.002            | 1000  | 144         | 133 | 8  | 3  | 0  | 1   | 1   | 0            | 0.9433        | 94%           |
| <b>Rata-rata</b> |       |             |     |    |    |    |     |     | <b>0</b>     | <b>0.9433</b> | <b>94.44%</b> |

Dari perhitungan ROC pada Tabel 4.6 didapat hasil untuk pengujian terhadap 144 data ditambah dengan 3 dari kelas yang tidak termasuk dalam pelatihan. Menggunakan kombinasi parameter LVQ dengan LR 0.002 dan variasi

epoch 50,100,500 dan 1000 diperoleh spesifisitas rata-rata adalah 0 .Nilai presisi diperoleh rata-rata 0,9433 dan tingkat akurasi rata-rata dari ke empat percobaan adalah 94%.

## **BAB 5**

### **KESIMPULAN**

#### **5.1. Kesimpulan**

Penelitian ini berhubungan dengan identifikasi pembuluh vena telapak tangan yang digunakan untuk sistem biometrik. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pola pembuluh vena telapak tangan memiliki keunikan pada setiap individu dari sampel yang telah diambil. Pola pembuluh vena diekstrak menggunakan metode phase symmetry untuk memisahkan antara pembuluh vena dengan bagian-bagian lain dari telapak tangan.

Tahapan indentifikasi dari 470 sampel citra pembuluh vena telapak tangan dengan penerapan metode klasifikasi LVQ dilakukan dalam 2 tahap, pertama tahap pelatihan data sebanyak 70% dari jumlah sampel data, kedua tahap pengujian yang dilakukan pada data 30% dari jumlah sampel diperoleh hasil tingkat keakurasian prediksi LVQ mencapai rata-rata 94% dengan presisi 0,9433.

#### **5.2. Saran**

Peningkatan kualitas citra perlu dilakukan dengan mengganti kamera dengan resolusi yang lebih tinggi sehingga esktraksi fitur vena lebih efektif yang dapat meningkatkan keakurasian prediksi yang lebih optimal.

## DAFTAR PUSTAKA

- Al-Juboori, A. M., Wu, X., & Zhao, Q. (2013). Biometric Authentication System Based on Palm Vein. *2013 International Conference on Computer Sciences and Applications*, 52–58. <http://doi.org/10.1109/CSA.2013.19>
- Fausett, L. (2014). Fundamentals of Neural Networks. *Igarss 2014*, (1), 1–5. <http://doi.org/10.1007/s13398-014-0173-7.2>
- Hery, M., & Muntasa, A. (2010). *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Hidayati, N., & Warsito, B. (2010). Prediksi Terjangkitnya Penyakit Jantung dengan Metode Learning Vector Quantization, 21–30.
- Hussain, J. (2011). *Color Segmentation Using LVQ -Learning Vector Quantization*. Darlarna University, Borlange.
- Jae S, L. (1990). *Two-Dimensional Signal and Image Processing* (1 edition). Prentice Hall PTR.
- Karar, S., & Parekh, R. (2013). Palmprint Recognition using Phase Symmetry, 3(4), 2–7. <http://doi.org/ISSN 2250-3153>
- Kovesi, P. (1999). Image Features from Phase Congruency. *Videre*, 1(3), C3–C3.
- Kumar, A., & Prathyusha, K. V. (2009). Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(9), 2127–2136. <http://doi.org/10.1109/TIP.2009.2023153>
- Michael, G., Connie, T., & Teoh, A. (2011). A Contactless Biometric System Using Palm Print and Palm Vein Features. *Image (Rochester, N.Y.)*. <http://doi.org/10.5772/19337>
- Naveed Bin Rais, M. S. H. (2004). Adaptive thresholding technique for document image analysis. *8th International Multitopic Conference, 2004. Proceedings of INMIC 2004.*, 61–66. <http://doi.org/10.1109/INMIC.2004.1492847>
- Plasencia, A. (2011). 4newyork. Retrieved from <http://www.nbcnewyork.com/news/local/Hospital-Scans-Patient-Hands-to-Pull-Medical-Info-126142628.html>
- Prasetyo, E. (2011). *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.

- Prasetyo, E. (2014). *Data Mining Mengubah Data Menjadi Informasi*. Andi.
- Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: C.V. ANDI.
- Sarwoko, E. A. (2006). Mekanisme sistem identifikasi biometrik. *Prosiding Seminar Nasional SPMIPA 2006*, 3–6.
- Strickland, E. (2012). The Biometric Wallet. Retrieved May 20, 2016, from <http://spectrum.ieee.org/biomedical/imaging/the-biometric-wallet>
- Wang, C., Zhang, H., & Yu, C. (2012). Research on color recognition of urine test paper based on learning vector quantization (LVQ). *Proceedings of the 2012 2nd International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control, IMCCC 2012*, 850–853. <http://doi.org/10.1109/IMCCC.2012.205>
- Yudha, D. (2014). *Identifikasi Identitas Berbasis Palm Vein dengan Menggunakan Principal Component Anaysis dan Probabilistic Neural Network*. Telkom University.
- Yuwono, B. (2010). Image Smoothing Menggunakan Mean Filtering , Median Filtering , Modus Filtering Dan Gaussian Filtering, 485323(0274).
- Zhou, Y., & Kumar, A. (2011). Human identification using palm-vein images. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 6(4), 1259–1274. <http://doi.org/10.1109/TIFS.2011.2158423>



## BIOGRAFI



**Herry Setiawan**, Putra terakhir dari 4 bersaudara lahir di sebuah desa kecil di daerah Aceh Utara 28 tahun silam. Menerima gelar S, ST di bidang teknik informatika dari Politeknik Negeri Lhokseumawe pada tahun 2011. Lelaki yang akrab dipanggil Hery ini melanjutkan pendidikan magister di Institut

Teknologi Sepuluh Nopember pada tahun 2014 dengan mengambil konsentrasi ilmu telematika. Pria yang suka ngobrol dan menyukai musik pop ini menjalani aktifitas dengan mengajar di kampus Politeknik Aceh Selatan dan tertarik menekuni bidang *networking* dan *image processing*.

*Contact person:*

herysetiawan88@gmail.com